



Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC  
Centro Socioeconômico - CSE  
Departamento de Economia e Relações Internacionais

**SILVIO BHERING SALLUM**

**Avaliação econômica de atividades laborais e educacionais  
sobre a ressocialização de detentos nos estabelecimentos  
prisionais de Santa Catarina**

Orientador: Dr. Francis Carlo Petterini Lourenço

Florianópolis

2020

SILVIO BHERING SALLUM

**Avaliação econômica de atividades laborais e educacionais  
sobre a ressocialização de detentos nos estabelecimentos  
prisionais de Santa Catarina**

Dissertação submetida ao curso de Mestrado em Ciências Econômicas da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito obrigatório para a obtenção do grau de Mestre.

**Orientador: Prof. Dr. Francis Carlo Petterini**

Florianópolis

2020

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Sallum, Silvio Bhering

Avaliação econômica de atividades laborais e educacionais sobre a ressocialização de detentos nos estabelecimentos prisionais de Santa Catarina / Silvio Bhering Sallum ; orientador, Francis Carlo Petterini Lourenço, 2020.  
196 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Sócio-Econômico, Programa de Pós-Graduação em Economia, Florianópolis, 2020.

Inclui referências.

1. Economia. 2. Avaliação de políticas públicas. 3. Sistema prisional. 4. Taxa de reincidência. 5. Educação e trabalho nas prisões. I. Lourenço, Francis Carlo Petterini. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós Graduação em Economia. III. Título.

SILVIO BHERING SALLUM

**Avaliação econômica de atividades laborais e educacionais sobre a  
ressocialização de detentos nos estabelecimentos prisionais de Santa Catarina**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora, no dia 25 de março de 2020, composta pelos seguintes membros:

Prof. Carlos Tramontin, Dr.  
Universidade do Estado de Santa Catarina

Prof. Michele Romanello, Dr.  
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof<sup>ª</sup>. Liana Bohn, Dr<sup>a</sup>  
Universidade Federal de Santa Catarina

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Ciências Econômicas.

---

Prof Marcelo Arend, Dr.  
Coordenador do Programa de  
Pós-Graduação em Economia

---

Prof. Francis Carlo Petterini Lourenço, Dr.  
Orientador

Florianópolis, 2020

*“Todos os modelos estão errados, mas alguns são úteis.”*

(George E. P. Box)

## RESUMO

A avaliação de políticas públicas cumpre o papel de avaliar o gasto público pelos critérios da efetividade, eficiência e transparência, honrando o cidadão pagador de tributos. Com o intuito de fomentar o debate e oferecer subsídios à formulação de políticas públicas, este estudo preenche uma lacuna na literatura nacional ao avaliar a relação entre a oferta de trabalho e educação nos estabelecimentos prisionais catarinenses e a taxa de reincidência, com base em dados oficiais prestados pela Secretaria de Administração Prisional e Socioeducativa do Estado de Santa Catarina. Ainda que não se abandone a meta punitiva das prisões, a legislação brasileira preconiza que a ressocialização deve contar com atividades laborais e educacionais como meio de reinserção dos presos em sociedade de forma harmônica. Foi concluído que o trabalho reduz em 18,14% a taxa de reincidência; a educação, por sua vez, reduz em 29,68% a mesma taxa, enquanto participar de ambas atividades a reduz em 30,75%. O trabalho e o estudo também possuem uma relação com o tempo esperado até a reincidência, nos casos quando ela ocorre. Entretanto, enquanto essa relação se encontra no limite da margem de erro de 10% para aqueles tratados pelo trabalho, o efeito do estudo no tempo até a reincidência é relevante. O benefício de prover essas atividades nas prisões, no que tange a renda salarial auferida àqueles ressocializados e o custo prisional que o sistema deixaria de arcar, foi de 42,6 milhões de reais durante o período analisado, valor este que poderia ser muito maior se todos os presos trabalhassem, ou, especialmente, estudassem nas prisões. Os dados utilizados no presente estudo, que contaram com 3.394 presos condenados com tempo de prisão superior a 30 dias liberados entre 01/01/2013 a 08/11/2018, indicaram que somente 33,79% e 5,69% dos presos haviam trabalhado e estudado, respectivamente, por um período superior a um mês nas prisões.

**Palavras-chave:** Avaliação de política pública, segurança pública, sistema prisional, taxa de reincidência, modelo de Neyman-Rubin, pareamento por escore de propensão, análise de sobrevivência, análise econômica de custo-benefício.

## ABSTRACT

The evaluation of public policies fulfills the role of assessing public spending by the criteria of effectiveness, efficiency and transparency, therefore honoring the taxpayer. In order to encourage the debate and offer subsidies to the formulation of public policies in the Santa Catarina prison system, this study fills a gap in the national literature by assessing the relationship between the supply of work and education in Santa Catarina's prisons and the rate of recidivism, based on official data provided by the Secretariat of Prison and Socio-Educational Administration of the State of Santa Catarina. Although the punitive goal of prisons is not abandoned, Brazilian law recommends that resocialization should include work and educational activities as a means of reinserting prisoners into society in a harmonious way. It was concluded that working for a minimum of 30 days in prison reduces the recidivism rate by 18.14%; education, in turn, reduces the same rate by 29.68%, while participating in both activities reduces it by 30.75%. Work and study also have a relationship with the expected time until recidivism, in cases when it occurs. However, while this relationship is at the limit of the 10% margin of error for those treated by the work, the effect of the study on the time until recidivism is more relevant. The benefit of providing these activities in prisons, with regard to the wage income earned to those re-socialized and the prison cost that the system would no longer bear, was R\$ 42,6 million during the period analyzed, a value that could be much higher if all prisoners had worked, or especially studied during their time arrested. The data used in the present study, which had 3,394 prisoners convicted with a prison term of more than 30 days and released between 01/01/2013 to 11/08/2018, indicated that only 33.79% and 5.69% of the prisoners had worked and studied, respectively, for a period longer than a month.

**Keywords:** Evaluation of public policies, public security, prison system, recidivism rate, Neyman-Rubin Model, propensity score matching, survival analysis, cost-benefit analysis.

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1 - Evolução da Despesa Anual Total Liquidada da SJC/SC, em milhões .</b>	<b>16</b>
<b>Figura 2 - Evolução da Despesa Anual Liquidada da SJC/SC com profissionalização e reintegração social dos apenados, em milhões.....</b>	<b>16</b>
<b>Figura 3 - População Carcerária e Número de Vagas (2011 – 2019).....</b>	<b>17</b>
<b>Figura 4 – Sistemas concêntricos da abordagem ecológica .....</b>	<b>29</b>
<b>Figura 5 – Relação entre tempo de liberação e taxa de reincidência.....</b>	<b>40</b>
<b>Figura 6 – Modelo de Probabilidade <i>Logit</i>.....</b>	<b>48</b>
<b>Figura 7 - Ilustração de suporte comum fraco (a) e forte (b) .....</b>	<b>68</b>
<b>Figura 8 - Ilustração de censura.....</b>	<b>91</b>
<b>Figura 9 – Relação entre tempo preso e taxa de reincidência .....</b>	<b>117</b>
<b>Figura 10 – Balanceamento nos escores de propensão para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético – tratamento trabalho .....</b>	<b>131</b>
<b>Figura 11 – Balanceamento nos escores de propensão para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético – tratamento estudo .....</b>	<b>135</b>
<b>Figura 12 – Balanceamento nos escores de propensão para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético – tratamento trabalho e estudo .....</b>	<b>139</b>
<b>Figura 13 – Curvas de sobrevivência com tratamentos .....</b>	<b>150</b>
<b>Figura 14 – Curvas de sobrevivência geral .....</b>	<b>151</b>
<b>Figura 15 – Avaliação de Retorno Econômico.....</b>	<b>152</b>
<b>Figura 16 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Vizinho mais próximo – Tratamento trabalho.....</b>	<b>179</b>
<b>Figura 17 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento completo – Tratamento trabalho .....</b>	<b>180</b>
<b>Figura 18 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento genético – Tratamento trabalho .....</b>	<b>181</b>
<b>Figura 19 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Vizinho mais próximo – Tratamento estudo .....</b>	<b>185</b>
<b>Figura 20 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento completo – Tratamento estudo .....</b>	<b>186</b>

<b>Figura 21 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento genético – Tratamento estudo.....</b>	<b>187</b>
<b>Figura 22 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Vizinho mais próximo – Tratamento trabalho e estudo.....</b>	<b>191</b>
<b>Figura 23 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento completo – Tratamento trabalho e estudo.....</b>	<b>192</b>
<b>Figura 24 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento genético – Tratamento trabalho e estudo .....</b>	<b>193</b>

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Possíveis Resultados de Causalidade para A e B.....	54
Tabela 2 - Definições teóricas do efeito causal para A e B.....	55
Tabela 3 - Exemplo de diferença entre Vizinho mais Próximo e Pareamento Ótimo .....	77
Tabela 4 - Funções de risco e sobrevivência de modelos paramétricos .....	92
Tabela 5 - Funções Densidade, Sobrevivência e Risco - Weibull- Gamma/Exponencial-Gamma .....	99
Tabela 6 – Oferta de trabalho e educação por unidade prisional (01/2013 a 11/2018).....	102
Tabela 7 – Perfil de presos condenados e reincidência: Sexo .....	109
Tabela 8 – Perfil de presos condenados e reincidência: Raça .....	109
Tabela 9 – Perfil de presos condenados e reincidência: Registro de mãe .....	110
Tabela 10 – Perfil de presos condenados e reincidência: Registro de pai .....	110
Tabela 11 – Perfil de presos condenados e reincidência: Registro de filhos .....	111
Tabela 12 – Perfil de presos condenados e reincidência: Religião .....	111
Tabela 13 – Perfil de presos condenados e reincidência: Escolaridade.....	111
Tabela 14 – Perfil de presos condenados e reincidência: Regime de reclusão.....	112
Tabela 15 – Perfil de presos condenados e reincidência: Declaração de prévio emprego .....	112
Tabela 16 – Perfil de presos condenados e reincidência: Evasão.....	113
Tabela 17 – Perfil de presos condenados e reincidência: Fuga .....	113
Tabela 18 – Perfil de presos condenados e reincidência: Estado civil.....	113
Tabela 19 – Perfil de presos condenados e reincidência: Visitas conjugais .....	114
Tabela 20 – Perfil de presos condenados e reincidência: Visitas normais .....	114
Tabela 21 – Perfil de presos condenados e reincidência: Assistência psicológica	115
Tabela 22 – Perfil de presos condenados e reincidência: Idade liberação .....	115
Tabela 23 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tempo preso.....	116
Tabela 24 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tipos de crimes .....	117
Tabela 25 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tratamento trabalho...	120
Tabela 26 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tratamento estudo .....	120
Tabela 27 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tratamento trabalho e estudo .....	120

<b>Tabela 28 – Taxa de reincidência por unidade prisional.....</b>	<b>122</b>
<b>Tabela 29 - Resultados das Análises Univariadas .....</b>	<b>125</b>
<b>Tabela 30 - Resultados de impacto – tratamento trabalho.....</b>	<b>132</b>
<b>Tabela 31 - Resultados de impacto – tratamento estudo .....</b>	<b>136</b>
<b>Tabela 32 - Resultados de impacto – Tratamento trabalho e estudo.....</b>	<b>140</b>
<b>Tabela 33 – Relação entre algumas variáveis e tempo até reincidência .....</b>	<b>142</b>
<b>Tabela 34 – Resultados das variáveis de tratamento nos modelos de sobrevivência .....</b>	<b>146</b>
<b>Tabela 35 - Resultados de regressão pré-pareamento.....</b>	<b>173</b>
<b>Tabela 36 - Resultados de balanceamento das variáveis para vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético - Tratamento trabalho.....</b>	<b>176</b>
<b>Tabela 37 - Resultados de balanceamento das variáveis para vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético - Tratamento estudo .....</b>	<b>182</b>
<b>Tabela 38 - Resultados de balanceamento das variáveis para vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético - Tratamento trabalho e estudo....</b>	<b>188</b>
<b>Tabela 39 – Resultados iniciais de sobrevivência com variáveis de tratamento em formato contínuo .....</b>	<b>194</b>

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>8</b>
<b>2</b>	<b>PROBLEMA DE PESQUISA.....</b>	<b>11</b>
2.1	JUSTIFICATIVA .....	11
<b>3</b>	<b>OBJETIVOS .....</b>	<b>12</b>
3.1	OBJETIVO GERAL.....	12
3.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	12
<b>4</b>	<b>CONTEXTUALIZAÇÃO .....</b>	<b>14</b>
4.1	O DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO PRISIONAL DE SANTA CATARINA.....	14
4.2	CRESCENTES DESPESAS E POPULAÇÃO CARCERÁRIA .....	15
4.3	A LEI DE EXECUÇÃO PENAL BRASILEIRA.....	18
<b>4.3.1</b>	<b>Incentivos Legais ao Trabalho e Estudo.....</b>	<b>19</b>
4.4	O PLANO ESTADUAL DE EDUCAÇÃO NAS PRISÕES .....	20
4.5	CONCEITO DE REINCIDÊNCIA .....	23
4.6	RELAÇÃO COM A TEORIA ECONÔMICA DO CRIME DE BECKER .....	24
4.7	ECONOMETRIA, POLÍTICAS PÚBLICAS E ESTUDOS PRÉVIOS DE TRIBUNAIS DE CONTAS.....	30
<b>4.7.1</b>	<b>Relatórios passados de Tribunais de Contas.....</b>	<b>32</b>
<b>5</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>35</b>
5.1	ESTUDOS GERAIS SOBRE REINCIDÊNCIA.....	35
5.2	ESTUDOS SOBRE A RELAÇÃO ENTRE REINCIDÊNCIA E PROGRAMAS LABORAIS E EDUCACIONAIS .....	39
<b>6</b>	<b>METODOLOGIA.....</b>	<b>46</b>
6.1	COLETA DE DADOS .....	46
6.2	REGRESSÃO <i>LOGIT</i> DE RESULTADO BINÁRIO.....	47
<b>6.2.1</b>	<b>Ajuste de um modelo <i>logit</i>.....</b>	<b>49</b>
6.3	MODELO DE NEYMAN-RUBIN.....	50
<b>6.3.1</b>	<b>Efeito causal baseado na abordagem contrafactual .....</b>	<b>52</b>
<b>6.3.2</b>	<b>Hipótese da homogeneidade e da não interferência entre as unidades.....</b>	<b>57</b>
<b>6.3.3</b>	<b>Independência entre a seleção dos grupos.....</b>	<b>59</b>
6.4	METODOLOGIA DE PAREAMENTO PARA INFERÊNCIA CAUSAL.....	63
<b>6.4.1</b>	<b>Hipótese da Independência Condicional .....</b>	<b>65</b>
<b>6.4.2</b>	<b>Hipótese do Suporte Comum .....</b>	<b>67</b>
6.5	TÉCNICAS DE PAREAMENTO .....	69
<b>6.5.1</b>	<b>Medidas de Distância.....</b>	<b>73</b>

<b>6.5.2</b>	<b>Métodos de Pareamento .....</b>	<b>75</b>
<b>6.5.3</b>	<b>Diagnóstico de pareamento .....</b>	<b>84</b>
<b>6.6</b>	<b>ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA.....</b>	<b>86</b>
<b>6.6.1</b>	<b>Conceitos Gerais .....</b>	<b>86</b>
<b>6.6.2</b>	<b>Censura .....</b>	<b>89</b>
<b>6.6.3</b>	<b>Estimação de modelos de sobrevivência .....</b>	<b>91</b>
<b>7</b>	<b>CARACTERÍSTICAS DOS ESTABELECIMENTOS PENAIS CATARINENSES .....</b>	<b>100</b>
<b>7.1</b>	<b>OFERTA DE TRABALHO.....</b>	<b>100</b>
<b>7.2</b>	<b>ACESSO À EDUCAÇÃO, LEITURA E ATIVIDADES DESPORTIVAS ....</b>	<b>104</b>
<b>7.3</b>	<b>ACESSO À SAÚDE.....</b>	<b>106</b>
<b>7.4</b>	<b>REGIMES PENAIS ATENDIDOS .....</b>	<b>106</b>
<b>8</b>	<b>PERFIL DA POPULAÇÃO CARCERÁRIA CATARINENSE E TRATAMENTO DOS DADOS .....</b>	<b>108</b>
<b>9</b>	<b>RESULTADOS DE IMPACTO .....</b>	<b>124</b>
<b>9.1</b>	<b>RELAÇÕES ASSOCIATIVAS.....</b>	<b>126</b>
<b>9.2</b>	<b>RELAÇÃO DE CAUSALIDADE – TRATAMENTO TRABALHO .....</b>	<b>127</b>
<b>9.2.1</b>	<b>Resultados de Pareamento – Tratamento Trabalho.....</b>	<b>127</b>
<b>9.2.2</b>	<b>Relação causal entre trabalho e reincidência .....</b>	<b>132</b>
<b>9.3</b>	<b>RELAÇÃO DE CAUSALIDADE – TRATAMENTO ESTUDO .....</b>	<b>133</b>
<b>9.3.1</b>	<b>Resultados de Pareamento – Tratamento Estudo.....</b>	<b>133</b>
<b>9.3.2</b>	<b>Relação causal entre estudo e reincidência .....</b>	<b>136</b>
<b>9.4</b>	<b>RELAÇÃO DE CAUSALIDADE – TRATAMENTO TRABALHO EM CONJUNTO COM ESTUDO .....</b>	<b>137</b>
<b>9.4.1</b>	<b>Resultados de Pareamento – Tratamento Trabalho e Estudo.....</b>	<b>137</b>
<b>9.4.2</b>	<b>Relação causal entre trabalho/estudo e reincidência.....</b>	<b>140</b>
<b>10</b>	<b>RESULTADOS DA ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA .....</b>	<b>142</b>
<b>10.1</b>	<b>RESULTADOS DAS REGRESSÕES DE SOBREVIVÊNCIA.....</b>	<b>144</b>
<b>10.2</b>	<b>CURVAS DE SOBREVIVÊNCIA.....</b>	<b>149</b>
<b>11</b>	<b>RETORNO ECONÔMICO DA PARTICIPAÇÃO EM ATIVIDADES LABORAIS E EDUCACIONAIS NOS ESTABELECIMENTOS PRISIONAIS.....</b>	<b>152</b>
<b>12</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>157</b>
<b>12.1</b>	<b>LIMITAÇÕES .....</b>	<b>157</b>
<b>12.2</b>	<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>159</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>163</b>
	<b>ANEXO A – RESULTADOS DE REGRESSÃO PRÉ-PAREAMENTO .....</b>	<b>173</b>
	<b>ANEXO B –RESULTADOS DE PAREAMENTO E IMPACTO .....</b>	<b>176</b>



## 1 INTRODUÇÃO

Com a crescente onda de violência nas cidades brasileiras, o tópico de redução de taxas de reincidência prisional ganhou ênfase na discussão sobre o processo de desaceleração do aumento da população carcerária e seus custos associados. De fato, a questão da ressocialização dos presos tem atraído muita atenção de estudos criminológicos nas últimas décadas (PETERSILIA, 2003). Isso ocorre, em parte, devido ao fato que em diversos países da América Latina, dentre os quais o Brasil, altas taxas de encarceramento vem sendo apresentadas nos últimos anos, fenômeno este que tem sido acompanhado de um crescente sucateamento do sistema prisional brasileiro, e de uma piora nas condições mínimas adequadas para atender as exigências penais legais (JULIÃO, 2009).

Enquanto um estudo sobre reincidência criminal elaborado pelo Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) e publicado em 2015 chamava atenção pelo fato do Brasil ser o quarto país que mais encarcerava no mundo ao mesmo tempo em que possui taxas de criminalidade muito elevadas, um levantamento do Departamento Penitenciário Nacional (Depen) no ano seguinte apontou o Brasil como o terceiro país com maior população carcerária do mundo, atrás somente dos Estados Unidos e China, países estes com população muito maiores que o Brasil. O estudo do IPEA (2015) também levantou que em 1938 a população prisional brasileira era de 4 mil pessoas, indo para 473 mil pessoas em 2009, e, em 2016, eram 726 mil presos no país. Dessa forma, já se observa um crescimento exponencial da população carcerária brasileira nos últimos anos.

Em meados de 2018, o déficit de vagas no sistema prisional brasileiro girava em torno de 358 mil pessoas e a média de crescimento da população prisional brasileira está em 8,3% ao ano. Mantido este ritmo, em até 2025 serão mais de 1,4 milhão de presos. Para os autores do levantamento supracitado do IPEA, os dados do sistema prisional brasileiro são alarmantes e chamam a atenção para a necessidade de estudos aprofundados sobre a função, ou não, ressocializadora das prisões, o fenômeno da reincidência criminal e seus fatores determinantes, bem como sobre a eficácia de dispositivos alternativos como meios de contornar esta crise. Não é surpresa que, em entrevista dada no dia 13/11/18, o então Ministro da Segurança Pública, Raul Jungmann, apontou que o problema número um da segurança pública no Brasil é o sistema prisional.

Comumente, com base no poder intimidativo da prisão, escuta-se que a função principal do sistema prisional segue sob a estreita lógica do confinamento de pessoas, com construções de prisões e todo aparato tecnológico necessário para impedir fugas e punir, sem que haja confiança em outras formas de resposta à violência. Entretanto, já em 1990, quando foi realizada a Conferência Mundial sobre Educação em Jomtien, na Tailândia, autoridades mundiais destacaram a educação e o trabalho como formas de contrapor o poder intimidativo da prisão, promovendo a integração social e a aquisição de conhecimentos que permitam aos reclusos assegurar um futuro melhor quando recuperarem a liberdade:

O Conselho Econômico e Social das Nações Unidas, em sua resolução 1990/20 de 24 de maio de 1990, recomendou, entre outras coisas, que todos os reclusos deviam gozar de acesso à educação, com inclusão de programas de alfabetização, educação básica, formação profissional, atividades recreativas, religiosas e culturais, educação física e desporto, educação social, ensino superior de serviços de bibliotecas (ONU & UNESCO, 1994. p. 1).

A participação de presos em programas sociais dentro dos estabelecimentos prisionais endereça dois problemas centrais acerca de encarceramento e reincidência: a falta de habilidade trabalhista e o baixo nível de escolaridade dos detentos. Lochner (2004) apontou que o desenvolvimento de capital humano aumenta o custo de oportunidade do crime, sugerindo uma relação inversa entre a probabilidade de cometer um crime e o nível de capital humano desenvolvido, conforme também exposto pela Teoria Econômica do Crime, de Gary Becker (1968). Tempo aprisionado deprecia capital humano, podendo levar a um aumento na probabilidade de reincidência, e, corroborado por Mocan *et al.* (2005), programas laborais e educacionais em estabelecimentos penais consistem em uma forma de reverter a depreciação de capital humano ocorrida nas prisões.

Há várias razões pelas quais prisioneiros participam de programas laborais e educacionais nas prisões: para se manterem ocupados, pela interação social ou pela redução no tempo encarcerado devido à remissão da pena pelo estudo e trabalho (art. 126 da Lei de Execução Penal). Mas talvez a consequência mais valiosa de tais programas seja o preparo social propiciado, aumentando a probabilidade de ser empregado após a liberação. Isto é, os programas afetam a capacidade do prisioneiro liberado de ser bem-sucedido no mercado de trabalho que, por sua vez, afetam inversamente sua probabilidade de retornar à prisão. De acordo com Sedgley *et al.* (2010), existem duas formas possíveis

da participação nos programas causar impacto na probabilidade de um prisioneiro ser bem-sucedido após a liberação. Primeiramente, provavelmente há uma tendência de maior participação entre aqueles que possuem características que manteriam eles fora da prisão após a liberação. Assim, os prisioneiros podem usar os programas como um meio de sinalizar aos potenciais empregadores que eles possuem esses atributos favoráveis (sinalização do mercado de trabalho). Nesse caso, o prisioneiro participante pode parecer mais atraente para um empregador em potencial do que uma pessoa não participante, uma vez que a participação sinaliza uma vontade de praticar bons hábitos. Em segundo lugar, e independente da sinalização do mercado de trabalho, uma vez que um egresso do sistema prisional é contratado, a participação em programas penitenciários pode aumentar significativamente suas habilidades, aumentando a probabilidade de permanência no trabalho externo após sua contratação (efeito de capital humano). Ambos os efeitos devem reduzir a reincidência de prisioneiros. Espera-se então que, com o efeito de sinalização do mercado de trabalho e o efeito no capital humano, a participação nos programas apresentará um impacto causal direto inverso sobre a reincidência.

Consequentemente, a promoção de programas sociais nos estabelecimentos prisionais vem ao encontro de duas importantes finalidades: a primeira seria coibir a ociosidade nos estabelecimentos. Para Julião (2012), essa ociosidade gera maior propensão à reincidência. E a segunda finalidade seria dar oportunidade ao condenado a uma opção de exercício de alguma atividade profissional que venha a ser útil em sua ressocialização. A opção de propiciar programas sociais nos estabelecimentos penais não constitui privilégio, mas uma proposta que atende aos interesses da própria sociedade em viver em um ambiente mais harmonioso e seguro (JULIÃO, 2012).

Partindo então da premissa que educação e profissionalização são possíveis condições para o reingresso no mundo do trabalho e no convívio social, este estudo visa a utilizar a abordagem dominante em efeitos causais citada na literatura da microeconometria para responder à questão: qual o impacto das atividades educacionais e laborais na ressocialização dos detentos analisada por meio de indicadores de taxa de reincidência estadual?

Cada vez mais constata-se a necessidade de ampliar a discussão e pesquisa do tema, possibilitando subsídios concretos para a constituição de propostas de intervenção nas unidades prisionais por parte de formuladores de política pública.

## 2 PROBLEMA DE PESQUISA

O atual cenário nacional passa por uma crise prisional de domínio de facções e alta criminalidade com crescentes populações carcerárias. Muito se debate sobre formas de mitigar essa crise, e uma efetiva ressocialização de egressos é um tema em constante discussão. Portanto, o problema cuja resposta é o foco deste estudo é: a oferta de programas de ressocialização, como atividades laborais e educacionais nas unidades prisionais catarinenses, é efetiva no que tange à redução da probabilidade de reincidência dos egressos?

### 2.1 JUSTIFICATIVA

Nos últimos anos, os índices de criminalidade no Estado de Santa Catarina vêm crescendo. Em 2008 foram 752 homicídios no estado, enquanto em 2017, 990 pessoas sofreram homicídios. O órgão público estadual responsável pelo sistema prisional expandiu, incorrendo em aumento de investimento e despesas. Não era para ser diferente, uma vez que a crescente população carcerária é uma consequência do aumento da criminalidade. Ainda assim, Santa Catarina persiste em apresentar déficit de vagas no sistema prisional. Todo este cenário contribui para a necessidade de uma avaliação de políticas públicas que envolvem o sistema prisional estadual.

Avaliações de políticas públicas também se tornam necessárias quando se parte da ideia de que recursos públicos são limitados e, portanto, deve-se buscar uma alocação o mais eficiente possível. Elas consistem em uma ferramenta de auxílio para a realização de políticas baseadas em evidências estatísticas, distantes de argumentos ideológicos. Apesar disso, a atual literatura nacional carece de estudos estatísticos sofisticados acerca do sucesso de programas de ressocialização nas unidades prisionais. Tendo em mente que decisões de políticas públicas incorrem em mobilizar recursos públicos, é necessário que se sustentem em informações além de especulativas quanto aos benefícios gerados.

### 3 OBJETIVOS

Os objetivos desse estudo foram estruturados de forma que possam subsidiar futuras decisões de políticas públicas para a Secretaria de Estado da Administração Prisional e Socioeducativa (SAP/SC), visando à redução da população carcerária estadual, e, conseqüentemente, a redução dos índices de violência estadual.

#### 3.1 OBJETIVO GERAL

Avaliar, com o emprego de ferramentas econométricas apropriadas, se a política pública de prover programas laborais e educacionais nos estabelecimentos prisionais catarinenses é uma ação governamental efetiva no que tange à ressocialização de detentos, considerando dados dos indivíduos liberados do sistema prisional estadual entre 2013 e 2016.

#### 3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Foram eleitos três objetivos específicos seguidos de hipóteses centrais que orientaram o desenvolvimento deste trabalho. São eles:

- Avaliar se há efeito causal estatístico entre a participação em programas laborais e educacionais e a ressocialização vista por meio de índices de reincidência;

**Hipótese A1:** A probabilidade de reincidência entre os egressos que participaram de programas laborais e educacionais é estatisticamente menor em comparação aos que não participaram, isto é, a oferta desses programas é efetiva.

**Hipótese A2:** A probabilidade de reincidência entre os egressos que participaram de atividades educacionais é menor do que dos que participaram das atividades laborais. Conforme Julião (2009), a educação tem um potencial de mudanças de cunho ético e moral que vão além do simples objetivo da elevação de escolaridade. Uma boa educação pode ampliar a percepção sobre o próprio indivíduo, a sociedade e o mundo em que vive.

- Utilizar modelos de sobrevivência para comparar se há diferença estatística entre o tempo da data de liberação e a ocorrência de reincidência, comparando aqueles egressos que participaram de programas laborais e educacionais em relação àqueles que não participaram de nenhum programa;  
**Hipótese B1:** Egressos que participaram de programas laborais ou educacionais demoram mais para reincidir se comparados àqueles que não participaram de nenhuma atividade.

**Hipótese B2:** O efeito no tempo até a reincidência daqueles detentos que estudaram é maior se comparado àqueles que trabalharam durante o tempo preso.

- Efetuar análise econômica de custo-benefício comparando o custo para o Estado manter um indivíduo em um estabelecimento prisional por um determinado período de tempo e a economia resultante da possível efetividade de ofertar programas laborais e educacionais nos estabelecimentos prisionais;

**Hipótese C:** O investimento em atividades sociais nos estabelecimentos prisionais é efetivo, isto é, o benefício de prover tais programas supera os custos incorridos. Convém ressaltar que, para este objetivo, somente será analisada a economia para o sistema prisional do estado, não levando em conta a economia que também viria de uma redução na violência, do custo policial, judicial, da produtividade das famílias vítimas da violência, entre vários outros.

## 4 CONTEXTUALIZAÇÃO

### 4.1 O DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO PRISIONAL DE SANTA CATARINA

Inicialmente, ao discutir a situação penal do Estado de Santa Catarina, destaca-se que, quanto à gestão do sistema prisional catarinense, o órgão responsável é a Secretaria de Estado da Administração Prisional e Socioeducativa (SAP/SC), que até 2018 era denominada de Secretaria de Estado da Justiça e Cidadania (SJC). Por sua vez, a SJC havia sido criada em 20 de abril de 2011, com a Lei Complementar nº 534/2011, a qual modificou o art. 64 da Lei Complementar nº 381/2007. Recentemente, neste ano de 2019, com a mudança na gestão estadual, a estrutura administrativa sofreu nova alteração, aprovada pela Lei Complementar (estadual) nº 741/2019, alterando o nome da citada Secretaria. Assim, ficou definido que cabe à SAP/SC as seguintes atribuições no que tange ao sistema prisional:

Art. 30. À SAP compete:

I - planejar, formular, normatizar e executar as políticas públicas para o sistema prisional do Estado;

[...]

IV - promover a elevação da escolaridade e o ensino profissionalizante dos detentos;

V - planejar, formular, normatizar e executar ações, programas e projetos que visem assegurar a reinserção social do apenado;

VI - planejar, coordenar, orientar, avaliar e executar programas, projetos e ações governamentais na área da administração prisional e socioeducativa;

[...]

Internamente, a SAP/SC compõe-se do Departamento de Administração Socioeducativo (Dease); do Conselho Penitenciário; e do Departamento da Administração Prisional (Deap). Especificamente, o Deap é responsável pela administração dos estabelecimentos prisionais estaduais, excluindo-se os estabelecimentos educacionais destinados às medidas socioeducativas, e foi foco na obtenção de informações para a elaboração do presente estudo.

O sistema de informações estatísticas utilizado pelo Deap, denominado de Ipen, é análogo ao sistema de dados penitenciários brasileiros chamado Infopen (Levantamento Nacional de Informações Penitenciárias), lançado pelo Ministério da Justiça em 2004, cujo objetivo era oferecer informações quantitativas detalhadas sobre a população

carcerária. A respeito do funcionamento do sistema Infopen, assim como do Ipen, destaca-se que:

Uma vez que um indivíduo entra dentro de alguma unidade prisional, ele adquire um número que se torna sua identidade prisional. Esse número não se modifica, mesmo que o indivíduo saia da prisão e volte a ingressar depois de décadas. Utiliza-se o mesmo número como uma espécie de identidade prisional que acumula ao longo da vida todas as informações dos indivíduos. Nessa identidade prisional são lançados os dados de informação pessoal, escolaridade, cor da pele, idade, nome da mãe, religião, endereço, são identificadas as tatuagens, cicatrizes, deformidades, deficiência. Também consta em seu conteúdo todo o histórico prisional, transferências, saídas para atendimento externo, dados das visitas recebidas, saídas temporárias, indultos, ocorrências carcerárias, pois é automática a certidão carcerária através do sistema, ou seja, o registro de faltas disciplinares e seus graus respectivos. Há também dados processuais, situação jurídica e outras identificações de nomes falsos utilizados anteriormente. (Sapori<sup>1</sup>, 2007, página 5)

Assim, atendendo o explicitado no trecho, constata-se que o sistema Ipen da SAP é capaz de fornecer todas as informações relevantes para o presente estudo, uma vez que nele é armazenado todo o histórico e características individuais da população carcerária catarinense.

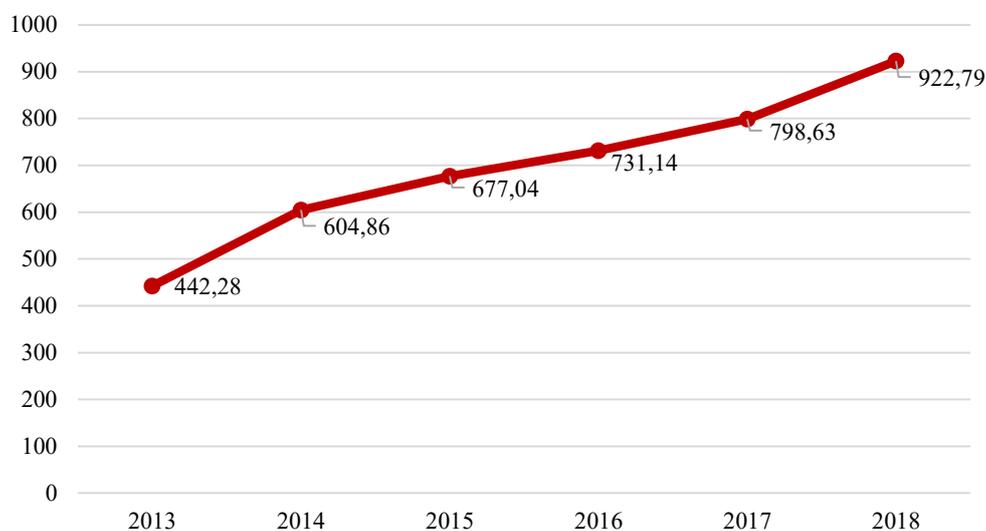
#### 4.2 CRESCENTES DESPESAS E POPULAÇÃO CARCERÁRIA

Como o presente relatório visa analisar a efetividade no gasto de recurso público, torna-se importante a contextualização do crescimento anual médio das despesas da SAP/SC. Conforme exposto pela Figura 1, entre os anos de 2013 e 2018, a Secretaria apresentou crescimento anual médio de 16,3% em suas despesas liquidadas. A Figura 2 demonstra o gasto anual da Secretaria com profissionalização e reintegração social dos apenados.

---

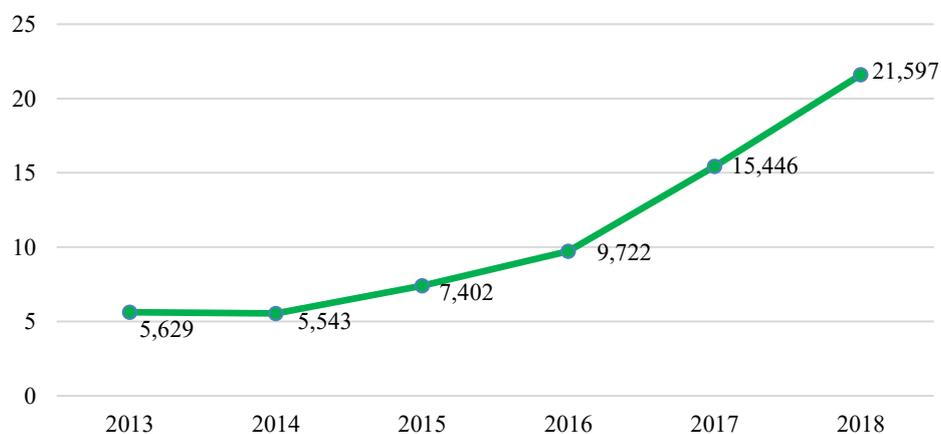
<sup>1</sup> Luis Flávio Sapori é um dos principais pesquisadores de segurança pública no Brasil. Foi Secretário Adjunto de Segurança Pública de Minas Gerais por cinco anos, coordenou o Instituto Minas Pela Paz, coordena o Centro de Estudos e Pesquisa em Segurança Pública na PUC-MG, e é autor de vários livros que tratam de segurança pública no Brasil.

**Figura 1 - Evolução da Despesa Anual Total Liquidada da SJC/SC, em milhões**



Fonte: Relatório de Contas de Governo do Estado – TCE/SC.

**Figura 2 - Evolução da Despesa Anual Liquidada da SJC/SC com profissionalização e reintegração social dos apenados, em milhões**



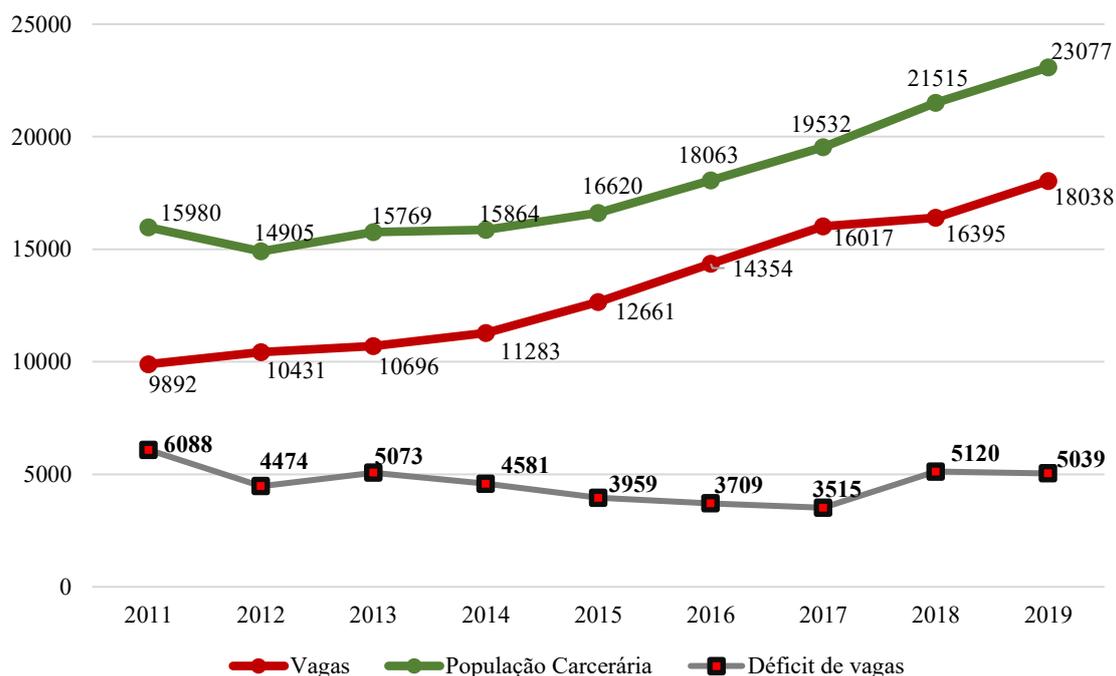
Fonte: Relatório de Contas de Governo do Estado – TCE/SC.

O crescimento anual das despesas da antiga SJC, atual SAP/SC, caracteriza um dos maiores crescimentos em despesas do Estado ao longo dos anos. Somente para profissionalização e reintegração social dos apenados, o aumento foi de 284% entre 2013 e 2018 (R\$ 5.629.039 para R\$ 21.596.926), demonstrando um crescente investimento em políticas de ressocialização, especialmente a partir de 2015. Adicionalmente, durante

esses seis anos, gastou-se aproximadamente R\$ 330 milhões em construções, reformas e ampliações de unidades prisionais. A evolução desse gasto também deixa evidente a atenção que o Estado de Santa Catarina vem dando à gestão, operação e capacidade do sistema prisional.

Não obstante, torna-se ainda mais importante discutir a reincidência criminal quando considerado o aumento na população carcerária no estado e o persistente déficit em vagas. De acordo com informações cedidas pela Secretaria de Estado da Administração Prisional e Socioeducativa, em 2011 eram 15.980 presos no estado, avançando para 23.077 em julho de 2019. Quanto ao número de vagas nos estabelecimentos penais, em 2011 eram 9.892, representando um déficit de vagas de 6.088 pessoas. Já em 2019, eram 18.038 vagas, levando a um déficit de 5.039 vagas. A Figura 3 apresenta a evolução na população carcerária catarinense, o número de vagas nos estabelecimentos prisionais e a diferença entre os dois valores.

**Figura 3 - População Carcerária e Número de Vagas (2011 – 2019)**



Fonte: Secretaria de Estado da Administração Prisional e Socioeducativa. Elaboração Própria.

Evidencia-se que a oferta de vagas em estabelecimentos prisionais vem crescendo, embora ainda não sendo capaz de acompanhar o aumento da demanda por vagas. A Figura 3 exibe que houve uma redução no déficit de vagas entre 2013 e 2017, mesmo com um

aumento de quase 50% na população carcerária. Em 2018, a tendência de queda no déficit foi revertida, visto que a criação de vagas no ano ficou aquém do crescimento da demanda no sistema prisional. Por outro lado, ressalva-se que a SAP vem tomando providências para a criação de vagas em estabelecimentos prisionais, com projetos e verbas disponíveis para a construção de novos presídios no estado.

#### 4.3 A LEI DE EXECUÇÃO PENAL BRASILEIRA

Uma forma de mitigar o problema populacional carcerário está presente na própria Lei de Execução Penal (LEP), sancionada em 11 de julho de 1984, quando aponta em seu artigo 1º que a execução penal tem por objetivo efetivar as disposições de sentença ou decisão criminal e proporcionar condições para a harmônica integração social do condenado e do internado. Nos artigos 10 a 24, a Lei de Execução Penal dispõe sobre as assistências que o Estado deve prover aos condenados e internados, sendo elas, em resumo:

- I. Material: fornecimento de alimentação, vestuário e instalações higiênicas.
- II. Saúde: compreende atendimento médico, farmacêutico e odontológico.
- III. Jurídica: destinada aos presos e aos internados sem recursos financeiros para constituir advogado.
- IV. Educacional: compreende a instrução escolar e a formação profissional do preso e do internado.
- V. Social: tem por finalidade amparar o preso e o internado e prepará-lo para o retorno em liberdade, promovendo recreação e orientação ao preso, e quando necessário, a família do preso, do internado e da vítima.
- VI. Religioso: a assistência religiosa, com liberdade de culto, deve ser prestada aos presos e aos internados, permitindo-lhes a participação nos serviços organizados no estabelecimento penal, bem como a posse de livros de instrução religiosa.

A assistência aos internos define-se como a orientação, o apoio e o treinamento para reintegrá-lo à vida em liberdade. Políticas públicas de oferta de programas laborais e educacionais nos estabelecimentos penais vão ao encontro da citada lei como formas de atingir a ressocialização, e são, portanto, obrigação do estado de ofertar. A intensidade do impacto dessas políticas públicas, por sua vez, será respondida neste estudo.

### 4.3.1 Incentivos Legais ao Trabalho e Estudo

Além do caráter assistencial das medidas dispostas na Lei de Execução Penal, a lei também prevê a remição para presos condenados que cumpram pena em regime fechado ou semiaberto. A remição de pena poderá ser obtida pelo trabalho e, mais recentemente, com a inclusão pela Lei nº 12.433/2011, através também do estudo, sendo este presencial ou à distância. O tempo a remir da pena dos condenados que trabalharam ou estudaram é previsto pelo art. 126 da LEP:

Art. 126. O condenado que cumpre a pena em regime fechado ou semiaberto poderá remir, por trabalho ou por estudo, parte do tempo de execução de pena.  
§ 1º A contagem de tempo referida no caput será feita à razão de:  
I - 1 (um) dia de pena a cada 12 (doze) horas de frequência escolar - atividade de ensino fundamental, médio, inclusive profissionalizante, ou superior, ou ainda de requalificação profissional - divididas, no mínimo, em 3 (três) dias;  
II - 1 (um) dia de pena a cada 3 (três) dias de trabalho.

O detento que, em função das horas de estudo acumuladas, concluir ensino fundamental, médio ou superior durante o cumprimento da pena, terá direito a acréscimo de 1/3 referente às horas acumuladas, para efeitos de remição de pena. Os condenados que cumprem pena sob regime aberto ou semiaberto, ou que usufruem de liberdade condicional, também poderão remir parte do tempo de execução da pena mediante frequência comprovada a curso de ensino regular ou educação profissional.

Os condenados que trabalham não estão sujeitos ao regime da CLT (Consolidação das Leis do Trabalho), mas têm direito a remuneração obrigatoriamente não inferior a 75% do salário mínimo vigente. O trabalho pode ser interno ou externo, sendo que os condenados que trabalhem para a iniciativa privada através de parcerias devem dar seu consentimento expresso. Além disso, só podem trabalhar externamente os condenados que já cumpriram ao menos 1/6 da pena. Para os presos provisórios, o trabalho só poderá ser realizado internamente.

Desse modo, pode-se entender a remição de pena como um incentivo à formação educacional e técnica dos presos, uma vez que o tempo dispendido no estudo ou trabalho é convertido em menor tempo de cumprimento da pena. No entanto, isto é válido apenas para os presos condenados, uma vez que presos provisórios – que constituem a maior parte da população carcerária – não possuem pena a remir (sabendo-se que esse tempo pode ser aproveitado para remição caso venha a ser condenado). Por essas considerações,

o capítulo de resultados desse estudo apresentará os resultados do impacto do trabalho e da educação por meio de uma base de dados que contém somente presos condenados. Assim, a conclusão de uma possível efetividade do trabalho e do estudo na ressocialização também pode ser estendida, caso comprovada, para uma efetividade do art. 126 da Lei de Execução Penal.

Outro motivo que justifica os resultados deste estudo considerarem somente a população carcerária condenada possui respaldo no princípio da presunção de inocência, previsto expressamente pelo artigo 5º, inciso LVII, da Constituição Federal, que preceitua que "ninguém será considerado culpado até o trânsito em julgado de sentença penal condenatória". Isto é, somente após um processo cuja decisão condenatória não mais cabe recurso, demonstrando a culpabilidade do réu, é que o Estado poderá aplicar uma pena ou sanção ao indivíduo. Dessa forma, antes que o devido processo legal esteja concluído, um indivíduo não pode ser candidato à variável de reincidência, uma vez que não há argumentos jurídicos suficientes para considera-lo culpado, logo, passível de reincidência.

#### 4.4 O PLANO ESTADUAL DE EDUCAÇÃO NAS PRISÕES

O Estado de Santa Catarina conta com um Plano Estadual de Educação em Prisões, referente ao decênio 2016-2026, e cujo objetivo é construir uma base comum entre a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional e a Lei de Execução Penal, consolidando a integração entre educação e execução penal. O referido documento destaca que, atualmente, são oferecidos anualmente os exames de certificação de Ensino Fundamental – ENCCEJA/PPL (Exame Nacional para Certificação de Competências para Jovens e Adultos para Pessoas Privadas de Liberdade) e Ensino Médio – ENEM/PPL (Exame Nacional de Ensino Médio para Pessoas Privadas de Liberdade) nas unidades prisionais do estado, e que a parceria entre a então Secretaria de Justiça e Cidadania e a Secretaria de Educação (SED) é fundamental para o processo de ressocialização dos presos.

O referido documento, consequência do convênio de cooperação nº 2.015 TN 001500, firmado em 2015 entre as duas Secretarias, estabelece as normas e atribuições referentes à oferta de educação nas unidades prisionais do estado de Santa Catarina. O plano define as obrigações da Secretaria de Educação, entre elas:

- I – Garantir a oferta permanente de Educação Básica na modalidade de EJA nos estabelecimentos penais no estado.
- II – Colocar à disposição dos estabelecimentos penais no estado, professores e professor orientador de leitura pertencentes ao quadro do magistério público estadual para ministrar aulas e orientar os projetos de leitura.
- [...]
- IV – Coordenar as ações pedagógicas nos estabelecimentos penais no estado, garantindo as diretrizes das políticas de EJA, calendário da rede e carga horária dos cursos.
- V – Fornecer aos estabelecimentos penais no estado, através das gerências regionais de educação, material pedagógico para professores e alunos.
- [...]
- VIII – Supervisionar, periodicamente, as atividades pedagógicas desenvolvidas nos estabelecimentos penais no estado e que são objeto do presente convênio.
- X – Garantir a matrícula do aluno egresso na rede estadual de ensino.
- XI – Garantir a inscrição dos educandos privados de liberdade nos exames nacionais – ENCCEJA e ENEM.
- XII – Expedir os certificados de conclusão.
- XIII – Expedir declaração de horas de estudo para fins de remição de pena e/ou atividades complementares, conforme lei nº 12.433, de 29 de junho de 2011 (Lei de Execução Penal, pela direção do estabelecimento de ensino) e recomendação nº 44, de 26 de novembro de 2013.

Observa-se o papel essencial da SED na oferta de educação nas prisões. Além de garantir a oferta permanente e as ferramentas necessárias para a provisão de educação nas unidades prisionais, cabe a SED garantir a matrícula do aluno egresso na rede estadual de ensino.

Não obstante, o Plano Estadual de Educação nas Prisões estabelece as obrigações da então Secretaria de Justiça e Cidadania, destacando:

- I – Prover espaço físico adequado e previamente aprovado pela Secretaria de Estado da Educação para o desenvolvimento das atividades inerentes ao presente convênio.
- [...]
- V – Acompanhar o funcionamento dos cursos.
- VI – Inscrever os educandos apenados nos exames nacionais de certificação – ENCCEJA e ENEM.
- [...]
- IX – Garantir o acesso e permanência dos alunos as salas de aula possibilitando a frequência regular e a conclusão dos cursos.
- X – Garantir aos gestores, técnicos e agentes a participação em cursos de capacitação integrados aos professores.
- XI – Garantir a indicação de um profissional responsável para acompanhar a oferta de educação nas unidades prisionais.
- XII – Envolver os assistentes sociais, psiquiatras, psicólogos e médicos dos estabelecimentos penais no planejamento, com vistas a assegurar maior desempenho dos envolvidos no processo.
- XIII – Adequar os espaços físicos para o projeto de remição da pena pela leitura (bibliotecas com acervo condizente ao projeto e salas para o atendimento individual do aluno participante do projeto).

Assim, cabe à SAP/SC, não somente prover espaço físico adequado e acompanhar o funcionamento dos cursos, mas assinala-se que ela também possui um papel ativo no desenvolvimento do processo educacional dos presos, envolvendo seus técnicos no planejamento educacional, inscrevendo os educando apenados nos exames nacionais de certificação e garantindo o acesso e a permanência dos alunos em sala de aula. Adicionalmente, a Secretaria também possui a obrigação de adequar espaços físicos para o projeto de remissão da pena pela leitura, porém, conforme será exposto na seção 7 deste relatório, dos estabelecimentos prisionais do estado, nove unidades ainda não possuíam uma biblioteca em outubro de 2018.

O Plano Estadual de Educação nas Prisões também aponta que, em 2015, 10% dos apenados estavam estudando, e 86% das unidades prisionais já ofertavam Educação Básica (porém a base de dados enviada para este relatório, que conta com todos os presos liberados do sistema prisional em algum momento entre primeiro de janeiro de 2013 e 31 de dezembro de 2016 e que permaneceram presos por pelo menos trinta dias nesse período, apontou que somente 5,5% destes tinham estudado, no mínimo, um dia na prisão). Ainda assim, cumpre assinalar uma lacuna no documento no que tange ao estabelecimento de metas bem definidas para o quantitativo percentual de presos que deveriam estudar. O que se encontra, entretanto, são os seguintes planos de ação:

- Atender 100% da demanda de alfabetização nas unidades prisionais do estado.
- Ampliar o atendimento do Ensino Fundamental e Ensino Médio em todo estado.
- Ampliar os espaços físicos dos estabelecimentos penais para a oferta de escolarização.
- Garantir e ampliar a oferta de Ensino Superior para os detentos.
- Atender 100% das unidades prisionais do estado com a Educação Básica.
- Ampliar a oferta de escolarização no período noturno.
- Garantir a continuidade dos estudos aos egressos através da oferta de EJA na rede pública. (p. 65)

Convém ressaltar que, conforme banco de dados obtido para este estudo, somente 16,9% dos 25.180 presos condenados e provisórios com tempo mínimo de 30 dias de prisão possuíam Ensino Médio completo. Ainda assim, com exceção da demanda por

alfabetização, o Plano Estadual de Educação em Prisões se limita a utilizar, de forma vaga, o termo “ampliar” quando diz respeito ao atendimento do Ensino Fundamental e Ensino Médio nas unidades prisionais. Argumenta-se que seria adequado e oportuno, com os resultados que serão expostos neste relatório, o estabelecimento de metas mais bem definidas para o atendimento educacional nas prisões catarinenses, assim como ocorre nos planos estaduais e municipais de educação, que estabelecem, por exemplo, metas bem quantificadas de atendimento e resultado no ensino regular do estado.

#### 4.5 CONCEITO DE REINCIDÊNCIA

Ao elaborar estudo sobre reincidência no sistema prisional, um desafio torna-se qual definição de reincidência considerar. O termo *reincidência criminal* apresenta diferentes abordagens metodológicas e, dependendo de qual utilizar, os resultados podem ser distintos.

O artigo 63 do Código Penal Brasileiro define reincidência como: “Verifica-se a reincidência quando o agente comete novo crime, depois de transitar em julgado a sentença que, no País ou no estrangeiro, o tenha condenado por crime anterior”. Entretanto, para Sapori (2017), os estudos sociológicos no Brasil sobre reincidência criminal realizados até o momento não se pautaram necessariamente por tal conceituação jurídica. Apesar de rarefeitos, esses estudos privilegiaram o cálculo da reincidência na dimensão prisional, em que se considera reincidência o “reingresso” do indivíduo, independente de transitado em julgado o ato ilícito.

Ainda de acordo com Sapori (2017), em termos sociológicos, reincidente é o indivíduo egresso do sistema prisional que comete novo crime após cumprimento da pena estabelecida por crime anteriormente cometido. Mas existem divergências conceituais quando se trata dos critérios para definir o momento do novo crime cometido. Julião (2009), depois de analisar estudos prévios de Adorno e Bordini (1989) e Pinatel (1984), sugere diferenciar a reincidência das seguintes maneiras:

- **Reincidência Genérica:** quando há mais de um ato criminal, independente de condenação, ou mesmo autuação, em ambos os casos;

- **Reincidência Penitenciária:** quando há segundo ingresso na prisão do mesmo indivíduo por nova prática criminal, ou seja, quando uma pessoa retorna ao sistema após já ter cumprido pena em um estabelecimento penal.
- **Reincidência Legal:** quando há condenação por novo crime até 5 anos após a extinção da pena anterior.
- **Reincidência Criminal:** quando há mais de uma condenação, independentemente do prazo legal.

Segundo estudo elaborado pelo IPEA em 2015 em cooperação com o Conselho Nacional de Justiça, optar por analisar a reincidência em termos de “reincidência penitenciária” propiciaria um indicador, entre outros, de eficácia da capacidade da execução penal e das políticas públicas voltadas ao egresso de forma a proporcionar sua reintegração social e uma trajetória de vida distante das malhas do sistema de justiça criminal. Para Carvalho (2002), Beck e Shipley (1989) e Maltz (1984), “reingresso” é comprovadamente a medida mais confiável para medir a reincidência propriamente dita: “a prisão por si só é um melhor indicador de conduta de um indivíduo do que a condenação”, concluiu Maltz (1984).

Dessa forma, para o presente relatório, optou-se por analisar os dados e resultados por meio do conceito de reincidência que mais se assemelha aos dados obtidos: “reincidência penitenciária” (ou “reingresso”, uma vez que não se limitará a penitenciárias, mas ao sistema prisional como um todo, visto que não é rara a alocação de presos em unidades prisionais incompatíveis com sua destinação). Em outras palavras, este relatório considera como “reincidente” aquele indivíduo condenado pelo primeiro crime, liberado e preso novamente, independentemente de condenação pelo novo crime.

#### 4.6 RELAÇÃO COM A TEORIA ECONÔMICA DO CRIME DE BECKER

A Teoria Econômica do Crime de Becker parte do princípio inicial de entender o que leva as pessoas a cometerem crimes. São diversas as áreas do conhecimento, como a sociologia, biologia, ciência jurídica, psiquiatria e a economia, que têm realizado estudos

para tentar compreender esses motivos. No âmbito econômico, há cerca de 50 anos<sup>2</sup>, a criminalidade é analisada por meio de teorias que contribuíram para a adoção de métodos científicos para o tema, em contraste à obscuridade com que a criminalidade era vista do final do século XIX até o período nazista da 2ª Guerra Mundial<sup>3</sup>.

O trabalho de Gary Becker de 1968 é considerado pioneiro na formulação de um novo campo para a ciência econômica, a chamada Economia do Crime. Nesse trabalho, ele lança as bases teóricas para a análise econômica do fenômeno da criminalidade, da violência e da segurança. Foi após os primeiros trabalhos de Gary Becker que muitos economistas voltaram suas atenções para análises econômicas da criminalidade. Perante a recorrente necessidade de se refletir sobre o fenômeno criminológico, e após o pontapé proposto por Becker via sua Teoria Econômica do Crime publicado no famoso artigo de 1968 intitulado “*Crime and Punishment: An Economic Approach*” (Crime e Punição: uma Abordagem Econômica), vários modelos econométricos começam a aparecer na literatura para tratar do tema.

A motivação inicial posta pela Teoria Econômica do Crime de Becker explora a tomada de decisões de indivíduos racionais, por meio de variáveis consideradas anteriormente à decisão de praticar condutas ilegais. O principal ponto do modelo proposto reside na ponderação feita pelos indivíduos entre os custos associados à prática de condutas ilícitas e as expectativas de retornos, sendo, portanto, uma questão de análise custo-benefício. De acordo com essa racionalidade, a mentalidade do criminoso está sujeita a um conflito de escolha (*trade-off*), em que se ganha algo em detrimento da perda da outra alternativa. No mundo do crime, a tomada de decisão a ser feita é cometer um delito em detrimento de praticar apenas atividades lícitas. Em outras palavras, Cerqueira e Lobão (2004) definem a teoria de Becker de forma que a decisão de cometer ou não o crime é resultado de um processo de maximização da utilidade esperada: o indivíduo confronta os potenciais ganhos resultantes das ações criminosas com o valor da punição,

---

<sup>2</sup> Os autores utilizam como marco o trabalho de Becker (1968), embora Adam Smith tenha observado que crime e demanda por segurança são ambos motivados pelo acúmulo de propriedade.

<sup>3</sup> Dentre as obras mais conhecidas do século XIX está a de Cesare Lombroso, que colocava como determinante da criminalidade patologias individuais. Tal ênfase biológica do crime, de conteúdos preconceituosos, foram abandonadas após a 2ª Guerra.

a probabilidade de detenção associada e o custo de oportunidade de cometer crimes, como, por exemplo, o salário alternativo no mercado de trabalho.

De um modo geral, Clemente e Welters (2007) sintetizam:

A teoria de Becker trata da alocação ótima de recursos da sociedade de forma a se obter o menor prejuízo possível dado certo padrão de penalidades, certa eficiência da polícia e do judiciário, bem como certa disposição das pessoas para cometerem ações criminosas, a qual dependeria dos dois fatores mencionados anteriormente e de uma série de características da sociedade, como nível de educação, nível de emprego, distribuição da renda e assim por diante (p.142).

Becker cria uma medida de perda social em função da criminalidade. Seu objetivo é formular uma teoria que mostre o montante de gastos de recursos e as punições que minimizem aquela perda. Em outros termos, ele está preocupado com a quantidade de recursos empregados e a quantidade e forma de punições necessárias para fazer valer uma determinada legislação criminal.

A escolha social do montante de gastos e da forma/intensidade de punição determinaria, no limite, quantos crimes seriam permitidos e quantos criminosos permaneceriam impunes, haja vista que o controle sobre 100% dos crimes seria algo impossível, entre outras razões, pelo custo social que imporia. Ainda assim, em razão das significativas externalidades negativas geradas pelo crime, o gestor público deve buscar políticas que minimizem a função de perda social devido ao crime.

Becker mostra que a medida da efetividade da lei depende, entre outras coisas, do custo de captura e de condenação dos criminosos, da natureza das punições – por exemplo, se elas são multas ou encarceramento e das respostas dos criminosos às mudanças no grau de aplicação das leis.

Para formalizar seu modelo, assumindo que os indivíduos fazem escolhas racionalmente, Becker admite que a decisão de cometer um crime depende da utilidade esperada  $UE_j$ , a qual é definida como:

$$UE_j = p_j U_j(Y_j - f_j) + (1 - p_j) U_j(Y_j), \quad (4.1)$$

sendo  $Y_j$  a renda auferida através do crime (tanto monetária quanto não monetária),  $U_j$  a função de utilidade do criminoso,  $p_j$  a probabilidade de o criminoso ser preso e condenado e  $f_j$  o equivalente monetário da punição caso o criminoso seja condenado.

Assim, uma pessoa  $j$  comete um delito se o benefício do crime for maior que a utilidade esperada que ele teria se utilizasse seu tempo e recursos para uma outra atividade legal (essencialmente, trata-se então de uma análise de custo-benefício entre participar de dois setores distintos da sociedade). Logo, conforme Becker, algumas pessoas se tornam criminosos não porque suas motivações básicas diferem das outras pessoas, mas porque seus custos incorridos e benefícios auferidos são diferentes.

Ainda de acordo com o autor, a quantidade de crimes que uma pessoa comete, isto é, a oferta de crimes de uma pessoa  $j$  é descrita pela seguinte função:

$$O_j = O_j(p_j, f_j, u_j), \quad (4.2)$$

em que  $O_j$  é o número de crimes que uma pessoa cometeria durante um determinado período,  $p_j$  é a probabilidade de condenação para cada crime,  $f_j$  é a punição recebida por cada crime uma vez que a pessoa seja condenada e  $u_j$  reflete todas as outras variáveis que podem influenciar na decisão de uma pessoa cometer um crime (como renda disponível no emprego de atividades legais, nível geral de educação, etc.).

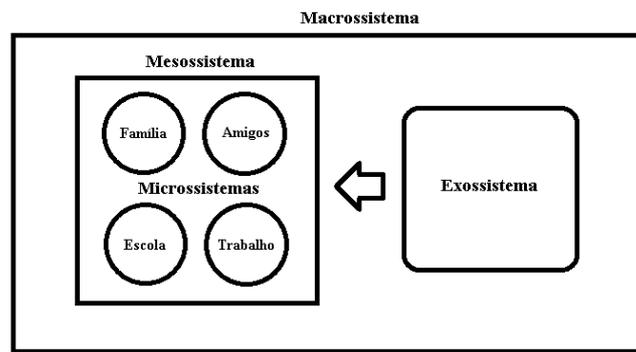
No tocante ao auxílio que modelos econométricos podem ter na prevenção de crimes, Shikida *et al.* (2014) afirmam que a teoria econômica do crime vem recentemente experimentando alguns avanços no estudo da criminalidade, fundamentada, principalmente, em modelagens matemáticas. Em particular, o modelo apresentado neste relatório analisa os fatores determinantes sobre as taxas de reincidência criminal, relacionando-se com o modelo de Becker via o termo  $u_j$ : ao investir recursos públicos em melhoria dos estabelecimentos penais, como a oferta de trabalho e educação nos estabelecimentos, eleva-se o custo de oportunidade dos apenados ao prepará-los para o mercado de trabalho e aumentando o nível geral de educação. Nesse sentido, as infrações cometidas são influenciadas pela alocação de recursos públicos para fazer frente ao cumprimento da lei, como por exemplo, a Lei de Execução Penal Brasileira (Lei Federal nº 7.210/84). Portanto, na linha deste estudo, a alocação de recursos públicos nos investimentos em estabelecimentos prisionais também serve como uma forma preventiva do crime por constituírem uma elevação do custo de oportunidade de novamente cometer um crime, seja monetário ou por questões morais.

Por outro lado, a contribuição de Gary Becker em trazer aporte metodológico da economia para dentro da discussão de um problema socialmente relevante não foi imune a críticas. Oliveira (2005) argumenta que sua abordagem se restringe a um caráter excessivamente financista ao tema, deixando incompleta a busca por determinantes da criminalidade, passando a impressão que funções de maximização de utilidade ocorrem em “vácuos” geográficos. Ou seja, o autor cita que a decisão de praticar um ato criminoso é um processo não somente relacionado com a história do indivíduo, mas, simultaneamente, com o ambiente do qual ele está inserido e influenciado em suas decisões comportamentais. Dessa forma, Oliveira (2005) aconselha a inclusão de variáveis ambientais nos modelos de criminalidade. Relacionando este argumento com a ideia principal da abordagem ecológica inicialmente proposta por Brofenbrenner (1979), o autor discursa sobre os quatro sistemas concêntricos e suas interconexões dos quais os indivíduos estão inseridos e cujos contextos impactam seus respectivos desenvolvimentos pessoais:

Inicialmente, os indivíduos estão inseridos em um *microsistema*, que são o conjunto de atividades, papéis e relações interpessoais experienciados pelo indivíduo pessoa em desenvolvimento em um ambiente específico. Esse contexto é constituído por relações face-a-face, que começa com a família e amigos próximos e vão sendo acrescentadas ao longo da vida outras relações, tais como a escola, e suas relações com colegas e professores; e o trabalho e suas relações com seus colegas. Este conjunto de microsistemas forma o *mesossistema*, que de outra forma, é o conjunto de relações construídas ao longo da vida. Existe ainda o *exossistema*, que é composto pelos ambientes nos quais o indivíduo em desenvolvimento não está presente, mas cujos eventos ocorridos nestes influenciam diretamente o seu desenvolvimento. Por exemplo, o acesso ao mercado de trabalho por parte dos seus pais. E por fim, existe o *macrossistema*, que é o conjunto de todos os sistemas e que envolve desde a situação conjuntural econômica que o indivíduo está inserido até o conjunto de valores compartilhados pela sociedade. Estes irão determinar o conjunto de valores morais que irão ser aceitos ou não pela sociedade e como ela reagirá quando estes forem violados, ou seja, este sistema irá determinar as leis e como estas serão cumpridas (p. 23).

A Figura 4 ilustra os quatro sistemas citados pelo autor.

**Figura 4 – Sistemas concêntricos da abordagem ecológica**



Fonte: elaboração própria.

Em suma, a principal contribuição da abordagem ecológica é, então, a definição de que há uma relação entre o ambiente e o julgamento moral do indivíduo, que, por sua vez, altera seu custo moral de cometer crimes. Uma cidade, por exemplo, constitui um macrossistema próprio: cada cidade, suas condições sociais, geográficas e econômicas, determinam o custo de oportunidade de ingressar no mercado ilícito. O acesso ao mercado de trabalho e à educação dependem não somente de decisões individuais e familiares, mas também fundamentalmente das condições oferecidas pelo setor público. Segundo Oliveira (2005), os custos de execução também dependem do sistema que o indivíduo está inserido: a facilidade de acesso ao mercado ilícito e o convívio com participantes dele diminuem o custo de execução e planejamento do crime, que pode ser repassado de criminoso para criminoso, reduzindo o risco relacionado ao crime.

Com respaldo nessas considerações e tentando incluir a contribuição de Brofenbrenner (1979) e Oliveira (2005) no presente relatório, optou-se por incorporar nos modelos de pareamento e no subsequente modelo de impacto, variáveis relacionadas aos macro e microssistemas dos indivíduos pertencentes à base de dados. Todavia, devido ao campo de município de residência ser raramente preenchido no Ipen, conforme constatado pelo banco de dados enviado, mas considerando o cumprimento do artigo 103 da Lei de Execução Penal, que diz que a permanência do preso deve ocorrer em local próximo ao seu meio social e familiar, o modelo de pareamento incluiu como covariável o município onde se situa a unidade prisional referente a cada preso. Assim, argumenta-se que o modelo de pareamento conta com uma variável representativa do macrossistema do qual o indivíduo pertence. Em adição, a unidade prisional foi inserida como variável categórica no modelo de impacto, cumprindo o papel de representar o impacto desse microssistema nos indivíduos.

#### 4.7 ECONOMETRIA, POLÍTICAS PÚBLICAS E ESTUDOS PRÉVIOS DE TRIBUNAIS DE CONTAS

Metodologias econométricas de avaliação de políticas públicas consistem em uma forma de atuação do Estado de suma importância para combater o desperdício e canalizar recursos públicos para projetos mais eficientes e efetivos, uma vez que cada vez mais o Estado é questionado no desempenho de suas funções quanto à efetividade de suas ações para mudar a realidade socioeconômica do País. Isto é evidenciado por um estudo de 2013 elaborado por Fernando Meneguim, consultor legislativo e diretor do Núcleo de Estudos e Pesquisa do Senado Federal, que disserta sobre a importância da utilização dessa ferramenta para a atuação do Estado.

Segundo Meneguim (2013), o amadurecimento da sociedade democrática brasileira leva a uma crescente importância de estudos de políticas públicas, que deve:

“...abarcando desde a análise dos motivos que tornam necessária determinada intervenção, o planejamento das ações para o desenvolvimento da iniciativa, a definição dos agentes encarregados de implementá-la, o levantamento das normas disciplinadoras pela qual será regida, até a fundamental avaliação de impactos, sejam potenciais – em uma avaliação *ex-ante*, que estabelece expectativas e justifica a aprovação da política – sejam reais, medidos durante ou após sua execução (p. 5).

O estudo de políticas públicas brasileiras deve se atentar ao questionamento da existência de uma relação de causalidade entre a intervenção governamental e o problema existente tema de discussão (no caso, a intervenção governamental consiste na oferta de trabalho e estudo nas unidades prisionais, e o tema de discussão é se trabalhar e/ou estudar durante o tempo preso altera a probabilidade de reincidência do egresso prisional). A eficácia, efetividade, eficiência e a magnitude na qual a política pública contribui para solucionar um problema diagnosticado são os pontos centrais em metodologias econométricas de avaliação de políticas públicas. Em outras palavras, uma avaliação minuciosa permite identificar falhas, aprimorar ações ou até evidenciar a ineficácia de determinadas ações governamentais. Mesmo com essa função de grande importância para o setor público, Meneguim (2013) aponta que os programas sociais, para os quais se destina grande parte do orçamento público, ainda são justificados e aprovados com base em análises superficiais, e a administração pública ainda tem muito que avançar no que

diz respeito ao uso de metodologias adequadas e sofisticadas para a análise de programas sociais.

Um obstáculo para os econométristas que visam avaliar as políticas públicas brasileiras é a falta de organização dos dados e dificuldade de acesso à informação. Muitas vezes não há sequer uma fonte confiável de extração de dados relevantes para que a correta análise seja efetuada<sup>4</sup>. Apenas recentemente, com o avanço de tecnologias de BI (*business intelligence*), tornou-se viável montar bancos de dados integrados que consistem em informações sobre a real atuação do poder público. Como será exposto na seção de referências bibliográficas deste estudo, avaliar políticas públicas sociais em estabelecimentos penais não é uma tarefa fácil para pesquisadores brasileiros. No passado, a falta de um sistema integrado e fidedigno de banco de dados sobre o tema levava nossos pesquisadores a dependerem de pesquisas presenciais para montarem um banco de dados próprio para avaliar os fatores determinantes da reincidência criminal brasileira: uma realidade bastante diferente da apresentada em países desenvolvidos, onde é significativa a bibliografia de avaliação de políticas públicas.

Meneguín (2013) reforça que um pesquisador que visa desenvolver qualquer avaliação precisa ter conhecimento da situação-problema que pretende analisar e obter dados confiáveis sobre as variáveis determinantes para esse problema. É fundamental o levantamento de dados sobre todos os fatores que, espera-se *a priori*, ter alguma relação com o tratamento proposto e que, conseqüentemente, podem influenciar o resultado a ser medido. O risco de não considerar variáveis relevantes para o estudo em questão é concluir sobre um efeito não inteiramente atribuível ao programa sob avaliação, corroborando então com a importância de que o Estado crie, controle, atualize e audite os sistemas de dados fonte de informações para a avaliação de políticas públicas.

Em virtude dessas considerações, e embora ainda tímida a utilização de técnicas econométricas para avaliação de políticas públicas no Brasil, este estudo espera motivar o preenchimento desta lacuna por meio da competência do Tribunal de Contas em analisar

---

<sup>4</sup> Um exemplo da carência de dados adequados para avaliação de políticas públicas na própria SAP/SC pode ser visto no Departamento de Administração Socioeducativo (Dease). Conforme apontado pelo Relatório DAE nº 16/2019 do TCE/SC, o Dease não possui um sistema fidedigno com dados de escolarização e reincidência de adolescentes em conflito com a lei, da forma como o Ipen possui.

a efetividade do gasto público em Santa Catarina, conforme o artigo 1º da Resolução nº TC-79/2013.

A auditoria operacional compreende o exame de funções, subfunções, programas, projetos, atividades, operações especiais, ações, áreas, processos, ciclos operacionais, serviços e sistemas governamentais com o objetivo de emitir comentários sobre **o desempenho dos órgãos e entidades da administração pública estadual** e municipal, e sobre o resultado de projetos realizados pela iniciativa privada sob delegação, ou mediante contrato de gestão ou congêneres, bem como sobre o **resultado das políticas, programas e projetos públicos, pautado em critérios de economicidade, eficiência, eficácia e efetividade, equidade, ética** e proteção ao meio ambiente, além dos aspectos de legalidade. (Grifo do autor)

Assim sendo, a avaliação econométrica de políticas públicas se enquadra nas atribuições de uma auditoria operacional e consiste em uma ferramenta estatística sofisticada para obter respostas quanto à efetividade, ou não, de intervenções e políticas governamentais.

#### **4.7.1 Relatórios passados de Tribunais de Contas**

Por meio de metodologias distintas da utilização de ferramentas econométricas de avaliação de políticas públicas, em 2002 e 2006, o Tribunal de Contas da União (TCU) realizou auditorias sobre o processo de profissionalização e educação nas unidades prisionais brasileiras e reservou-se este espaço para citar alguns pontos elencados nesses relatórios.

A auditoria realizada no sistema prisional brasileiro em 2002, objetivando contribuir para a melhoria do processo de profissionalização e empregabilidade nos estabelecimentos penais, resultou em Decisão Plenária do TCU nº 1.715/2002, em que se dirigiu ao Depen as seguintes recomendações: (1) “apoiar as secretarias estaduais responsáveis pela administração das unidades prisionais para que sejam implementados programas permanentes de capacitação de servidores estaduais do sistema penitenciário, visando conscientizá-los da importância das ações relativas à educação e ao trabalho do preso”; (2) “articular, em nível nacional, parcerias governamentais e não governamentais para o fomento de ações de qualificação profissional do sistema penitenciário”; (3) “incluir, em cadastro nacional, informações quanto à oferta de educação formal, de qualificação profissional e de trabalho nas unidades prisionais, especificando o número de presos beneficiados e o custo envolvido em cada área”.

Adicionalmente, nesse mesmo ano, nove anos antes da promulgação da Lei nº 12.433/2011, o TCU já havia determinado ao então Ministro da Justiça que envidasse esforços para aprovação de projetos de lei que tratavam da remissão de pena pela educação. No relatório de auditoria, a equipe do TCU havia apontado que “as pessoas presas que participavam de atividades de elevação da escolaridade, qualificação profissional e/ou laboral apresentavam evidências de melhoria de autoestima e do convívio social, demonstrando, entre outras, atitudes de esperança no futuro, cuidado com a higiene e noções de cidadania” (p. 4 do relatório).

Quanto aos cursos de profissionalização, o relatório de 2006 do TCU apontou que, em 2005, somente quatro estados (AP, MA, MS e PE) teriam oferecido cursos com recursos federais, sendo que cada um desses estados ofertou somente um curso de profissionalização no ano. Fica evidente que a oferta de educação e trabalho nas unidades prisionais brasileiras, mesmo que existente, era ainda extremamente tímida na década passada. Embora tenha havido aumento no oferecimento de cursos nos últimos anos, a quantidade ofertada ainda deixa muito a desejar (basta se referir aos dados apresentados neste estudo sobre a oferta de cursos em Santa Catarina e ter em mente que o Depen colocou o estado como referência nacional no que diz respeito ao trabalho em unidades prisionais).

Quanto à auditoria realizada pelo TCE/SC no sistema prisional, assinala-se os processos RLA-12/00527337 e o PMO 17/00667383. O relatório de 2012 apontou que “a Secretaria de Justiça e Cidadania precisa se preocupar com a reincidência dos presos, pois o retorno de um condenado tende a acelerar o crescimento da população carcerária” (p. 26 do relatório). Como recomendação, a equipe de auditoria recomendou à então SJC que passasse a medir os índices de reincidência da população carcerária catarinense e que informasse os resultados ao Depen. A equipe afirmou no relatório que, com esta medida, buscava-se o desenvolvimento de ferramenta de gestão para a implementação e avaliação de políticas públicas voltadas à ressocialização dos presos (p. 27 do relatório). O processo de monitoramento de 2017 da mesma auditoria apontou o cumprimento de tal recomendação, que, por sua vez, foi importante para a viabilização deste estudo. O relatório de monitoramento também destacou que, “embora não fizesse parte da recomendação original na auditoria, nota-se que a SJC pode avançar nesta questão armazenando e tratando os dados de forma que gerem informações relevantes na implementação e avaliação de políticas públicas como aquelas voltadas à ressocialização

do preso”. O mesmo relatório concluiu citando um estudo do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), de onde extraia-se o seguinte texto (p. 8 e 9 do relatório):

Sob essa perspectiva, a construção de metodologias e bases de dados que permitam determinar a taxa de reincidência criminal pode produzir resultados relevantes para planejar atividades que aprimorem o sistema de justiça penal.

[...]

Calcular essa taxa de reincidência propiciaria um indicador, entre outros, de eficácia da capacidade de execução penal e das políticas públicas voltadas ao egresso de forma a proporcionar sua integração social e uma trajetória de vida futura distante das malhas do sistema de justiça criminal.

Observa-se então, a importância dada ao tema da ressocialização por meio do trabalho e da educação nas auditorias do TCU e do TCE/SC. Desta forma, o presente estudo acrescenta informações relevantes e já demandadas anteriormente, colocando em prática a medição da efetividade da oferta de atividades laborais e educacionais nas unidades prisionais catarinenses. Cabe ressaltar a originalidade deste estudo em Tribunais de Contas do país, em especial no que tange à metodologia empregada e à utilização inédita de dados obtidos diretamente pelo sistema de informações prisionais da SAP/SC. Por consequência, este estudo consiste em um avanço do controle externo catarinense no que diz respeito à utilização de ferramentas estatísticas para a avaliação de políticas públicas.

## 5 REFERENCIAL TEÓRICO

O tema da reincidência criminal conquistou grande relevância na literatura estrangeira a partir do século XX, sendo diversos os estudos internacionais sobre reincidência realizados nos últimos anos, concentrando-se especialmente na América do Norte e Europa (CAPDEVILA E PUIG, 2009). Muitos desses estudos se propuseram a estudar as variáveis que possam indicar e prever a reincidência dos egressos de um sistema prisional. Quanto à reincidência nacional, de acordo com Saporì *et al.* (2017), consolidou-se no pensamento jurídico e no senso comum a certeza de que a taxa de reincidência criminal no Brasil supera 70%. Entretanto, são poucos os estudos científicos sobre o assunto no nosso país. Para esses autores, prevalecem no debate público estimativas sem o adequado embasamento científico.

### 5.1 ESTUDOS GERAIS SOBRE REINCIDÊNCIA

Um levantamento realizado por Fazel e Wolf (2015) comparou a taxa de reincidência em alguns países do mundo e encontrou que, enquanto na Noruega a taxa de reincidência é de 42% para egressos cujos novos crimes foram registrados pela polícia (reincidência genérica), a Suécia registrou no mesmo período uma taxa similar, 43%, nos termos do conceito de “reincidência legal” (quando ocorre condenação até cinco anos após a extinção da pena). No Reino Unido, por sua vez, a taxa de reincidência estava no patamar de 59%. Já nos Estados Unidos, um estudo elaborado pela Agência de Estatística Judicial em 2014, vinculado ao Departamento de Justiça norte-americano, encontrou que 67,8% dos 404.638 presos soltos em 2005 voltaram a ser detidos em um prazo de três anos (DUROSE, COOPER e SNYDER, 2014).

Reisig *et al.* (2007) estudaram o efeito da desigualdade racial na reincidência de homens negros em 62 condados do estado da Flórida, EUA, no período entre 1999 e 2001. Os autores contaram com uma amostra de 34.868 indivíduos. Foram testadas duas hipóteses: (1) as taxas de reincidência são mais altas entre os egressos negros que foram soltos em áreas com alto nível de desigualdade racial; (2) a desigualdade racial é um condicionante amplificador dos fatores de risco no nível individual, como ter um extenso registro criminal. O modelo foi capaz de mostrar que a desigualdade racial influencia significativamente a probabilidade de novas condenações de egressos, independente de atributos pessoais ou outros fatores relativos a cada condado. A variável que mais

influencia na predição de novas condenações foi o registro criminal, resultado este encontrado em todas as amostras (negros, brancos e amostra combinada). Variáveis como idade e educação estão inversamente correlacionadas com as taxas de novas condenações para egressos, tanto para negros, quanto para brancos. O estudo conclui que, além do impacto significativo da desigualdade racial na taxa de reincidência de egressos negros, a desigualdade amplifica os efeitos do histórico criminal nas taxas de reincidência. Ou seja, a decisão de desistir de cometer novos crimes não decorre simplesmente dos atributos pessoais do indivíduo, mas de todo um contexto social em que esses indivíduos estão inseridos. A reincidência de indivíduos negros é um custo que a sociedade paga pela desigualdade racial.

Gonçalves e Shikida (2013) elaboraram um modelo *logit* para avaliar os determinantes da reincidência prisional de réus já condenados por crimes econômicos no Complexo de Penitenciárias de Piraquara, no Paraná. Os autores consideraram como crimes de natureza econômica: furto, roubo ou extorsão, usurpação, estelionato, crimes contra a propriedade e tráfico de drogas. Devido à dificuldade de obter dados oficiais confiáveis, os autores aplicaram questionários e entrevistas a réus condenados dentro do complexo penitenciário durante o período de um ano. A amostra final do estudo contou com a participação de 262 detentos. As variáveis explicativas utilizadas foram: gênero, etnia, idade, escolaridade, estado civil, renda, se possui imóvel, escolaridade dos pais, antecedentes criminosos na família, sua crença no judiciário, se possui arma, se houve parceria no crime cometido, religião, e hábitos com bebida, cigarro e drogas. Entretanto, uma limitação do estudo se baseou no fato de considerar como “reincidente” aqueles presos que possuíam mais de uma prisão no seu currículo prisional e aqueles que, embora estivessem na sua primeira detenção, respondessem positivo sobre sua intenção de voltar a praticar crimes após a liberação. O estudo encontrou indícios de que ser praticante de uma religião e ter tido baixo retorno econômico no crime reduzem a chance de reincidência, enquanto que não possuir instrução escolar, composição familiar, uso de drogas, uso de arma de fogo e ter sido preso por furtos são fatores que aumentam a chance de reincidência dos detentos.

Skardhamar e Telle (2012) investigaram, com dados dos 7.476 presos liberados em 2003 do sistema carcerário norueguês e por meio de técnicas de análise de sobrevivência, a relação entre salário prévio à prisão, emprego pós-liberação e reincidência. O banco de dados utilizado contou com informações advindas de coletas

mensais durante três anos após liberação. Obtiveram-se características individuais dos egressos, utilizadas para controlar o efeito de seleção sistemática, como idade, sexo, estrutura familiar, tempo de encarceramento, escolaridade, escolaridade dos pais, tipo de crime, histórico salarial de empregos passados e status de imigração. Também foram consideradas variáveis quanto à participação em alguma atividade educativa em uma instituição de ensino, a participação de programas de profissionalização, e o recebimento de assistência social, embora os autores não tenham objetivado o uso de metodologias de inferência causal para avaliar seus impactos nas taxas de reincidência. O modelo de sobrevivência, ao analisar a reincidência em relação ao nível salarial prévio à prisão, encontrou uma associação negativa significativa, isto é, quanto maior era o salário antes de ser preso, menor a reincidência ou mais ela demora a ocorrer. Os resultados também apontaram que a taxa de reincidência foi de 54% no período, mas enquanto a taxa foi 33% para aqueles egressos que conseguiram emprego, a mesma foi 71% considerando a amostra de egressos desempregados. A chance de reincidência é significativamente menor também naqueles que estavam estudando ou participando de algum programa de treinamento, embora em menor escala. Os autores também encontraram indícios de que o emprego após liberação reduz a chance de reincidência para todas as naturezas de crime primário, mas essa associação apresentou magnitudes variadas: a relação entre emprego pós-liberação e menor reincidência foi mais forte para crimes contra a propriedade e ofensas relacionadas a drogas e mais fraca para crimes violentos e ofensas de trânsito.

Sapori *et al.* (2017) avaliaram os fatores sociais determinantes da reincidência criminal em Minas Gerais ao proceder com o cálculo da taxa de reincidência e se ela está relacionada com os perfis sociodemográficos e criminais dos egressos do sistema prisional mineiro. O universo da pesquisa foi composto pelos 2.116 presos internos das penitenciárias administradas pela Subsecretaria de Administração Prisional de Minas Gerais que saíram da prisão em 2008. As variáveis analisadas foram: sexo, idade, escolaridade, estado civil, raça, tipo de liberação (término da pena ou livramento condicional), número e tipo de enquadramento e idade no primeiro registro na Polícia Civil. Nota-se que os autores utilizaram um modelo *logit* na análise, mas por não estarem examinando a efetividade de programas sociais nas prisões na redução da reincidência, não foi necessário o uso de alguma técnica de pareamento. Concluiu-se que faixas etárias mais jovens acusaram proporções de reincidência maiores, sendo de 34 anos a idade média dos reincidentes, ao passo que a dos não reincidentes foi de 38 anos. As maiores

proporções de reincidência foram observadas para crimes de furto, roubo, tentativa de roubo, receptação e falsificação. Em suma, no cômputo geral, o estudo apontou que os egressos do sistema prisional em 2008 que mais reincidiram entre o período de 2008 a 2013, em comparação aos que não reincidiram, eram homens, jovens, com carreira criminal mais extensa e iniciada precocemente e que cumpriram pena pelos crimes de furto e tentativa de furto.

Schmidt e Witte (1989) desenvolveram modelos que buscaram identificar a probabilidade de reincidência e qual o tempo esperado até uma eventual reiteração do crime. Foi realizada uma divisão da amostra do estudo, separando a fração da amostra que não retorna à prisão da fração que eventualmente retorna, parametrizando tanto a probabilidade de reincidência, quanto o tempo até o retorno à prisão. Dessa forma, analisaram-se separadamente características que são relevantes só a um caso ou outro. Os dados usados no modelo foram provenientes do sistema prisional do Estado de Carolina do Norte, nos Estados Unidos, consistindo de todos os indivíduos liberados entre julho de 1977 a junho de 1978, totalizando 9.457 observações. Entretanto, muitas observações correspondem a dados incompletos ou com falhas de registro, resultando em uma amostra final de 4.618 observações, sendo 1.540 compondo a amostra de estimação e 3.078 observações como amostra de validação do modelo. As variáveis regressoras utilizadas foram: status de prisão prévia, escolaridade, raça, sexo, uso de álcool, uso de drogas, estado civil, participação de programas de trabalho, *dummy* considerando se a prisão foi por crime ou contravenção, *dummy* considerando se o crime foi contra outra pessoa ou não, entre outros. Os autores chegaram à conclusão de que variáveis como tempo de encarceramento (quanto maior o tempo preso, maior a probabilidade de reincidência e menos tempo até que ocorra), idade (maior idade, menor a probabilidade e maior o tempo até a reincidência), quantidade de encarceramentos prévios (maior quantidade leva a uma maior probabilidade e menor tempo até a reincidência) e problemas com álcool (se positivo, maior a probabilidade e menor o tempo até a reincidência) são estatisticamente significantes tanto na probabilidade de reincidência quanto na previsão do tempo até a ocorrência. Variáveis como raça (se branco, menor a probabilidade), uso de drogas pesadas (se positivo, maior a probabilidade) e sexo (se homem, maior a probabilidade) foram significantes apenas na probabilidade de reincidência, mas não no modelo de sobrevivência. Por fim, o tipo de crime foi significativo apenas no modelo temporal, mas não na probabilidade de reincidência. Os autores do estudo argumentam que os modelos

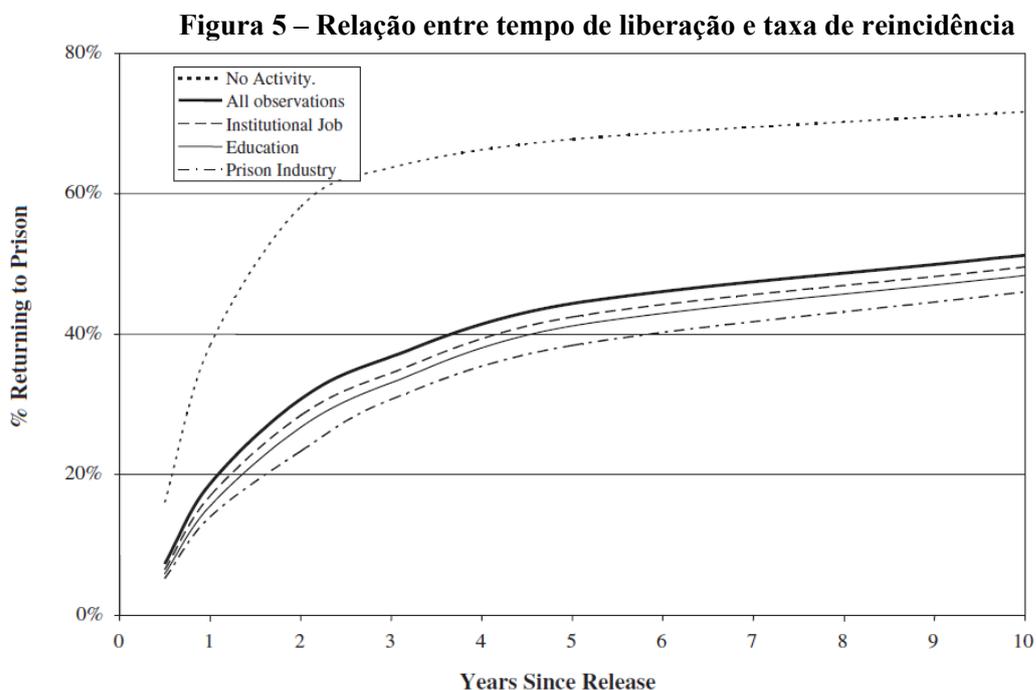
apresentados foram capazes de superar os modelos de predição de reincidência à época, devido à abordagem do modelo de população dividida (*split population model*), no qual há uma separação dos potenciais reincidentes e os não reincidentes.

## 5.2 ESTUDOS SOBRE A RELAÇÃO ENTRE REINCIDÊNCIA E PROGRAMAS LABORAIS E EDUCACIONAIS

Saylor e Gaes (1997) acompanharam sete mil egressos americanos por meio de um modelo de risco proporcional de sobrevivência e concluíram que detentos que participaram em trabalhos industriais na prisão apresentaram probabilidade 24% menor de reincidência. Quanto a programas de educação oferecidos nos estabelecimentos penais, a redução na probabilidade de reincidência foi ainda maior: 33%. Apontou-se também que jovens, minorias e pessoas que passaram muito tempo presos são os mais propensos a reincidirem. Entretanto, os autores não performaram um prévio pareamento das observações para obterem resultados de causalidade entre os programas e a reincidência.

O estudo de Sedgley *et al.* (2010) empregou um modelo de risco para analisar o impacto de programas de educação e trabalho no tempo entre a liberação e a reincidência de detentos, considerando um período de dez anos e uma amostra de 4.515 presos libertados em 1992 de prisões do Estado de Ohio, nos Estados Unidos. O trabalho foi motivado pelas altas taxas de reincidência no Estado (de acordo com os autores, mais da metade dos presos liberados de prisões em 1992 retornaram às prisões após um período de até dez anos). O estudo focou na análise da efetividade de três tipos de atividades prisionais: participação em trabalhos industriais na prisão, participação em trabalhos de apoio institucional como lavanderia, limpeza e cozinha, e participação em programas de educação. Dessa forma, os autores precederam os resultados de impacto com a utilização de técnicas de pareamento. Foram providas estimativas de efeitos marginais e efeitos de interação relativos a um grupo de controle que não participou em nenhum programa e concluiu-se que detentos que participam em programas de trabalho e educação são mais propensos a se afastarem do mundo do crime do que detentos que não participam. Fora isso, também foram obtidos indícios de que mesmo aqueles participantes de programas que reincidem, o tempo até sua reincidência é estatisticamente maior do que o tempo para reincidência de outros indivíduos que não participam de nenhum programa. Entre os três programas analisados, a efetividade foi maior para trabalhos industriais (*“Prison*

*Industry*”), seguido por programas de educação (“*Education*”) e por fim, por trabalhos de apoio institucional (“*Institutional Job*”). A Figura 5, retirada do estudo em questão, que ajustou uma distribuição de densidade de risco do tipo Weibull<sup>5</sup>, demonstra esta conclusão.



Fonte: Retirado de Sedgley *et al.* (2010).

Ressalva-se que, dos trabalhos que analisam o tempo entre a libertação e a reincidência dos indivíduos, a maioria deles apontam para um gráfico muito semelhante ao exibido na Figura 5, isto é, a taxa marginal de reincidência é alta e crescente até aproximadamente o período de dois a três anos, quando atinge seu ápice, e decrescente a partir deste ponto. A partir de três anos da data de libertação do egresso prisional, a taxa marginal de reincidência estaciona em patamares relativamente baixos.

Adicionalmente, o estudo de Sedgley *et al.* (2010) estimou a economia resultante, em termos monetários, da consequência na redução das taxas de reincidência e no atraso das mesmas devido à oferta dos programas supracitados. No cálculo feito, foi considerado

---

<sup>5</sup> O modelo Weibull apresentou o melhor ajuste no estudo. Os autores testaram também modelos de sobrevivência do tipo exponencial, log-logístico e log-normal.

um custo anual de 23 mil dólares por ano por preso, uma taxa de desconto de 3%, uma sentença média de 3,72 anos e a devida expectativa de vida para o período. Os autores encontraram que a economia anual para o Estado de Ohio de um preso que participe de algum programa laboral na prisão é de aproximadamente U\$ 3.619, levando em conta a redução ou atraso na reincidência. Quanto à economia marginal de participar de mais de uma atividade, encontrou-se que: (1) adicionar programa educacional a uma atividade laborativa acrescenta aproximadamente U\$ 1.555 dólares no cálculo da economia; (2) a economia marginal de um preso participar de uma atividade laborativa industrial em adição a uma atividade laborativa institucional foi equivalente a U\$ 2.763 dólares. Assim, como era de se esperar, há um retorno marginal decrescente em participar de mais de uma atividade, embora significativo em termos monetários. Cabe notar que este cálculo de economia representa somente a economia no custo de encarceramento, não levando em conta o custo acarretado pela violência para a sociedade, os custos judiciais e vários outros custos associados ao crime.

Uma tese desenvolvida por Julião (2009) analisou o impacto das atividades educacionais e laborais na ressocialização dos detentos via taxa de reincidência por meio de entrevistas e dados entregues pela Vara de Execuções Penais do Estado do Rio de Janeiro sobre 252 detentos do sistema prisional carioca. Como estratégia de pesquisa, o autor procurou comparar dados de apenados e egressos que trabalharam e/ou estudaram com os daqueles que não trabalharam e não estudaram. Foram considerados internos com os mesmos perfis em variáveis como faixa etária, sexo, cor, estado civil e tipo de crime, com o objetivo de tentar controlar o possível efeito dessas variáveis nas taxas de reincidência para então, isolar o impacto das atividades laborativas e educacionais na prisão (embora assinala-se que o autor não utilizou nenhuma ferramenta estatística para esse agrupamento de perfis). A análise dos dados, feita por meio de modelo *logit*, indicou que ser do sexo masculino, solteiro, jovem, negro, com escolaridade deficiente e ter cometido crimes de roubo, furto e estelionato são fatores que aumentam a chance de reincidência. Ao comparar a participação em atividades laborais com educacionais, apontou-se que ambos são significativos na ressocialização, porém, enquanto o estudo no cárcere diminui a probabilidade de reincidência em 39%, o trabalho na prisão diminui essas chances em 48%. Novamente, convém citar que as probabilidades apresentadas pelo autor consistem em inferências associativas, uma vez que o tratamento estatístico para inferência causal não fez parte da metodologia do estudo.

Cho e Tyler (2013) estimaram um modelo para analisar a efetividade de programas educacionais de educação básica no sistema prisional da Flórida. Os dados contaram com informações de 13.317 detentos e incluíram características como salários antes e depois da prisão, status de reincidência, histórico criminal, detalhes demográficos e familiares e a participação ou não do detento no programa educacional de educação básica, separando por participação parcial ou completa no programa. Destaca-se aqui a vantagem desse estudo em considerar o salário pós-prisão dos indivíduos na análise (no Brasil, esse tipo de análise seria quase impossível obter, uma vez que o cruzamento de informação entre os órgãos públicos e um efetivo acompanhamento ao egresso prisional ainda inexitem ou deixam a desejar). Para retirar o viés de seleção, foi efetuado um pareamento por escore de propensão a participar do programa. Após controlar pela heterogeneidade não-observada, os resultados apontaram um efeito fortemente positivo entre participar do programa de educação básica e salários pós-prisões e o nível de emprego dos egressos. Entretanto, no caso analisado no estudo, não se encontrou uma forte significância estatística entre programa educacional e redução na taxa de reincidência. Os autores também calcularam o custo-benefício para o governo em propiciar o programa nos estabelecimentos penais da Flórida e concluíram que os benefícios econômicos da participação no programa superam os custos diretos associados a ele.

Kim e Clark (2013) apontam a importância de utilizar métodos de controle de heterogeneidade na estimação da efetividade de programas sociais nos estabelecimentos penais, citando artigos que podem ter superestimados a eficácia de programas ao não levarem em conta a existência de heterogeneidade entre os indivíduos. Os autores ressaltam a importância da utilização do pareamento por escore de propensão antes da efetuação de um modelo de estimação de efeito causal. O estudo avaliou programas educacionais universitários nas prisões nova-iorquinas. A etapa de modelo logístico de efeitos fixos, ao considerar uma variável dependente binária, como o caso em que reincidência assume valores 0 ou 1, foi utilizada para avaliar a existência de uma relação causal entre programas educacionais e retorno à prisão. Consideraram-se dados de 32 mil egressos do Estado de Nova Iorque que saíram da prisão no período entre 2005 e 2008 e obtiveram-se 49 covariáveis refletindo o histórico criminal, características sociodemográficas, habilidade acadêmica e histórico mental dos indivíduos. Com essas informações, obteve-se um grupo de tratamento e um grupo de controle homogêneos entre

si e concluiu-se que, após três anos de liberação, o grupo tratado pelo programa educacional prisional apresentou redução de 7,6% na taxa de reincidência se comparados com o grupo de controle. Adicionalmente, para aqueles que não tinham reincidido até três anos da liberação, a chance de retorno à prisão para o grupo tratado era de 7%, enquanto este mesmo valor para os não-tratados era de 13%. O trabalho apontou, então, que a participação em educação universitária nas prisões atende o objetivo de redução na reincidência por meio de atividades ressocializadoras.

Harer (1995) avaliou os fatores determinantes da reincidência para uma amostra de 1.205 egressos de 1987 do sistema federal de prisões norte-americano, considerando um período de acompanhamento de três anos após a liberação. Conforme o autor, pesquisador da Agência Federal de Prisões (*Federal Bureau of Prisons*, parte do Departamento de Justiça norte-americano), estudos no campo da reincidência fazem parte da rotina do órgão, já havendo sido conduzidos trabalhos sobre o impacto de prisões domiciliares, programas de reabilitação de drogas, programas laborais industriais e de treinamento vocacional e saídas temporárias sobre as taxas de reincidência. Pelo estudo em questão, cujo objetivo era atualizar os resultados de trabalhos prévios, o autor observou as seguintes relações bivariadas: a probabilidade de reincidência é decrescente em relação ao tempo pós-liberação (a reincidência no período analisado foi equivalente a 40,8%, sendo que 20,3% reincidiu em até um ano da liberação); negros e hispânicos reincidem mais que brancos; idade e reincidência possuem uma relação inversa; tráfico de drogas e fraude consistiram nos tipos de crime com menores reincidências; não havia diferença entre indicadores de reincidência entre homens e mulheres; quanto maior a escolaridade menor a propensão a reincidir (a taxa de reincidência para presos sem diploma de ensino médio foi de 54,6%, enquanto a mesma para presos com diploma de ensino superior foi de 5,4%); presos desempregados previamente à prisão apresentaram maiores taxas de reincidência, assim como presos com histórico de dependência com álcool e drogas; a participação em programas educacionais e vocacionais reduzem esse indicador(enquanto a não participação em nenhum programa levava a uma taxa de reincidência de 44,1%, o oposto reduzia esse índice para 35,5%); não foi observada relação entre tempo preso e reincidência.

Ao considerar um modelo multivariado do tipo *logit*, onde todas as variáveis são avaliadas conjuntamente, Harer (1995) concluiu que, de fato, há evidência estatística significativa entre participação em programas educacionais e redução na probabilidade

de reincidência na magnitude de 12,8%. O modelo multivariado também apontou que morar com o cônjuge após liberação reduz significativamente a chance de reincidir, incentivando então políticas públicas voltadas para estabilidade familiar de presos por meio de saídas temporárias, visitas conjugais, entre outros. Adicionalmente, o autor concluiu que políticas públicas de *halfway house release*<sup>6</sup> aumentam significativamente a chance de obtenção de emprego após liberação, que, por sua vez, reduz a probabilidade de reincidência. Programas educacionais e laborais nas prisões também apresentam um fundamental papel no aumento da empregabilidade dos presos, que aumentam a chance de obtenção de emprego após liberação, e, conseqüentemente, reduzem a reincidência. Características socioeconômicas dos municípios de residência após a liberação (tamanho populacional, porcentagem de famílias em situação de pobreza e porcentagem de desempregados do município) também apresentam relações estatísticas significativas com a probabilidade de reincidência.

Uma interessante conclusão adicional de Harer (1995) diz respeito à relação entre conduta durante o tempo preso e reincidência. Uma análise bivariada inicial havia apontado que reincidência estava diretamente relacionada com conduta: 65,7% dos presos com quatro ou mais incidentes comportamentais registrados reincidiram, enquanto o mesmo só ocorreu com 34,1% daqueles sem nenhum registro de má conduta. Entretanto, na análise multivariada posteriormente apresentada, não foi evidenciada nenhuma relação estatística significativa entre conduta e probabilidade de reincidência, indicando que as variáveis de controle consideradas no modelo multivariado (como idade, raça, escolaridade, histórico criminal, etc.) foram suficientes para captar o efeito da conduta em indicadores de reincidência.

Dessa forma, relacionando a conclusão de Harer (1995) com o presente relatório, assinala-se que, embora este não tenha contado com uma variável que diz respeito à conduta dos presos (diga-se que conduta foi, então, uma característica não observável neste relatório), e considerando que conduta é de fato avaliada para seleção em programas laborais nos estabelecimentos prisionais catarinenses, a utilização de todas outras variáveis explicativas que dizem respeito às características dos presos e foram cedidas

---

<sup>6</sup> *Halfway house release* é um programa norte-americano de sentença alternativa que propicia uma “residência” para pessoas que, de outra forma, seriam encarceradas. Essas “residências” são comumente chamadas de “centros correcionais comunitários” ou “centros de reabilitação residencial” e presos não-violentos com histórico de abuso de substâncias ilícitas são os mais propensos a participar deste programa.

pelas SAP podem ser suficientes para prevê-la, assim como no caso de Harer (1995), tornando a consideração de uma variável propriamente dita sobre conduta prisional possivelmente supérflua na avaliação de impacto dos programas avaliados. Em outras palavras, supondo que a conclusão de Harer seja válida para as prisões catarinenses, isto é, conduta realmente seja correlacionada com características observáveis, assinala-se que a ausência de uma variável representativa de comportamento não exercerá influência sobre os resultados que serão posteriormente apresentados, ainda mais ao levar em conta que, diferentemente de Harer (1995), o presente relatório ainda performou um prévio pareamento das observações com base nas características observáveis dos detentos catarinenses.

## 6 METODOLOGIA

### 6.1 COLETA DE DADOS

Para coletar os dados necessários para este relatório, foi feita uma solicitação formal à então Secretaria de Justiça e Cidadania do Estado, atual Secretaria de Estado da Administração Prisional (SAP/SC), por meio de um documento datado em 20/08/2018. Os dados foram obtidos em 09/11/2018.

Todas as informações requeridas à SAP/SC foram referentes aos presos liberados do sistema prisional entre janeiro de 2013 e dezembro de 2016. Optou-se por essa limitação temporal devido ao fato de ser necessário tempo suficiente entre a data da liberação e uma possível reincidência para que os resultados do relatório representassem a realidade com maior fidedignidade possível. Os dados solicitados foram:

**Quanto às Características do Preso:** Etnia, estado civil, religião, sexo, idade ao ser preso (prisão primária), idade ao ser libertado, situação de condenação ou provisoriedade, tipo de crime cometido (crime violento, crime contra a propriedade, tráfico de drogas, crime contra a família, posse de armas, crime econômico, crime de trânsito ou outros crimes), nível de escolaridade, estrutura familiar (se o preso registrou nome de mãe, pai e filho), se o preso estava empregado antes da prisão e em qual estabelecimento prisional ele foi alocado (se foi em mais de um, em qual ele passou maior parte do tempo).

**Quanto às Características do Preso na Prisão:** se o preso trabalhou durante seu tempo na prisão, se participou de alguma atividade educacional na prisão, se fez uso de assistência psicológica, se evadiu e se fugiu. Também foram requisitadas informações quanto ao tipo de trabalho que um preso poderia ter participado (institucional, como serviços de limpeza, cozinha, entre outros, ou trabalho do tipo industrial, como eletricitista, marceneiro, etc.). Essa divisão é apontada em estudos acadêmicos como sendo relevante (Sedgley *et al.*, 2010) na análise do efeito causal de atividades laborais. Entretanto, este tipo de informação não pôde ser obtido. Adicionalmente, dados quanto à situação empregatícia de egressos também não são informados pelo sistema de dados da SAP/SC, assim como se o preso obteve algum diploma ou certificado de conclusão de curso educacional enquanto preso.

Ainda, foram solicitadas informações gerais sobre o histórico dos serviços prestados nos estabelecimentos prisionais catarinenses. A seção 7 apresentará um panorama geral resultado dessa solicitação.

## 6.2 REGRESSÃO *LOGIT* DE RESULTADO BINÁRIO

Cabe iniciar a formalização metodológica desse relatório pela apresentação de modelos de regressão *logit* para resultados binários, uma vez que, em duas etapas de regressão efetuadas aqui, a variável resposta somente poderá apresentar dois valores dicotomizados: no método de pareamento, formalmente apresentado em subseções seguintes, onde a variável resposta assume o valor 0 em casos onde o indivíduo não trabalhou/estudou, e 1 em casos onde o indivíduo trabalhou/estudou; e no modelo para estimação de impacto, posterior à implementação das técnicas de pareamento, onde 0 representa indivíduos que não reincidiram e 1 representa os indivíduos reincidentes.

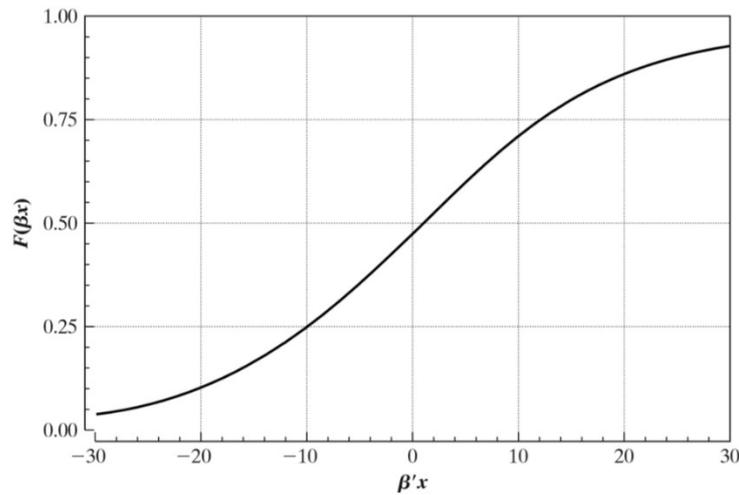
A regressão *logit* consiste em um caso particular do grupo de modelos lineares generalizados, cujo objetivo é modelar a relação logística entre uma variável resposta binária e uma série de variáveis explicativas numéricas (contínuas, discretas) e/ou categóricas. Ao assumir o tipo binário de resposta, regressões lineares padrão não são adequadas, uma vez que seus valores preditos extrapolariam o limite superior de 1 da variável resposta. Já em uma regressão *logit*, os valores preditos podem somente assumir valores entre 0 e 1, sendo seu exato valor interpretado na forma de probabilidade. Conforme Greene (2002), uma exigência para um modelo produzir estimativas consistentes nos casos de variáveis resposta binárias e para dado um vetor  $\mathbf{X}$  de variáveis explicativas, é necessário que:

$$\lim_{X'\beta \rightarrow +\infty} \text{Prob}(Y = 1 | X) = 1 \quad (6.1)$$

$$\lim_{X'\beta \rightarrow -\infty} \text{Prob}(Y = 1 | X) = 0,$$

ou seja, quando  $X'\beta$  vai para o infinito positivo, o limite da probabilidade de  $Y$  ser igual a um é um; e quando  $X'\beta$  vai para o infinito negativo, o limite da probabilidade de  $Y$  ser igual a um é zero. A Figura 6 ilustra o formato de um modelo de probabilidade do tipo *logit*. Os valores do eixo vertical representam a função de distribuição acumulada e, no eixo horizontal estão valores hipotéticos que  $X'\beta$  pode assumir.

**Figura 6 – Modelo de Probabilidade *Logit***



Fonte: Retirado de Greene (2002).

Em modelos de regressão, o interesse se encontra no valor médio da variável resposta dado o valor de algum vetor de variáveis explicativas. Esse valor, expressado por  $E(Y | X = x)$ , é chamado de valor médio condicional (leia-se: valor esperado de  $Y$  dado  $X = x$ ). Em um modelo de regressão linear, esse valor seria expresso por:

$$E(Y | X = x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j. \quad (6.2)$$

Conforme dito, note que, neste caso,  $E(Y | X = x)$  poderia assumir valores entre  $-\infty$  e  $+\infty$ . Adicionalmente, em regressões lineares, a variável resposta pode ser expressa como:

$$Y_i = E(Y | X = x) + \varepsilon_i, \quad (6.3)$$

sendo  $\varepsilon_i$  o erro do modelo para o indivíduo  $i$ , valor este sendo o desvio de uma observação em relação à sua estimação. Por outro lado, o modelo *logit*, ao fazer transformações logísticas, limita os valores entre 0 e 1, da forma:

$$E(Y | X = x) = \frac{\exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j}}{1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j}} = \Lambda(X'\beta). \quad (6.4)$$

O último termo da igualdade consiste somente em uma notação conveniente de forma matricial para retratar um modelo *logit*. Nesse tipo de modelo, e devido ao fato que  $X'\beta + \varepsilon$  deve ser equivalente a somente 0 ou 1, o termo de erro  $\varepsilon$  pode assumir apenas dois valores:  $-X'\beta$  ou  $1 - X'\beta$ , com probabilidades de  $1 - F$  e  $F$ , respectivamente (Greene, 2002). Formalmente:

- Para  $Y = 1$ ,  $\varepsilon_i = 1 - \Lambda(X'\beta)$ , com probabilidade  $\Lambda(X'\beta)$ , onde:

$$\Lambda(X'\beta) = P(Y = 1 | X = x) = \frac{\exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j}}{1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j}} \quad (6.5)$$

- Para  $Y = 0$ ,  $\varepsilon_i = -\Lambda(X'\beta)$ , com probabilidade  $1 - \Lambda(X'\beta)$ , onde:

$$1 - \Lambda(X'\beta) = P(Y = 0 | X = x) = \frac{1}{1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j}} \quad (6.6)$$

Enquanto em uma regressão linear os erros seguem uma distribuição normal com média zero e variância homocedástica, nos modelos *logit*, os erros apresentam distribuição com média zero, mas com variância  $\Lambda(X'\beta) [1 - \Lambda(X'\beta)]$ .

### 6.2.1 Ajuste de um modelo *logit*

Suponha uma amostra de  $n$  observações do par  $(x_i, y_i)$  para  $i = 1, 2, \dots, n$  e  $y_i$  assumindo somente os valores 0 ou 1. Para ajustar o modelo adequadamente, é preciso estimar os valores dos parâmetros  $\beta$ . Em modelos de regressão linear, um método comum de estimação é o método dos Mínimos Quadrados Ordinários. Já em modelos *logit*, é necessário recorrer ao método de otimização denominado de Máxima Verossimilhança, apresentado a seguir.

Seja  $f(Y_i)$  a função de probabilidade de  $Y_i$ . Tem-se que

$$f(Y_i) = \Lambda(X'\beta)^{Y_i} (1 - \Lambda(X'\beta))^{1-Y_i} \text{ com } Y_i \in \{0, 1\}. \quad (6.7)$$

Note que, caso  $Y_i$  seja igual a 0, o primeiro termo da igualdade desaparece, e se  $Y_i$  for igual a 1, o mesmo acontece com o segundo termo da equação. Neste momento, para estimar a função de máxima verossimilhança, é necessário assumir a hipótese de que as observações são independentes e identicamente distribuídas. Esta função é obtida pelo produto dos termos da equação acima, da forma:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n f(Y_i) = \prod_{i=1}^n \Lambda(X'\beta)^{Y_i} (1 - \Lambda(X'\beta))^{1-Y_i}. \quad (6.8)$$

Tirando o logaritmo natural para linearizar a equação acima, a expressão log-verossimilhança é definida como:

$$\begin{aligned}
\ln[L(\beta)] &= \ln \prod_{i=1}^n \Lambda(X'\beta)^{Y_i} (1 - \Lambda(X'\beta))^{1-Y_i} \\
&= \sum_{i=1}^n \{Y_i \ln[\Lambda(X'\beta)] + (1 - Y_i) \ln[1 - \Lambda(X'\beta)]\} \\
&= \sum_{i=1}^n \left\{ Y_i \ln \left[ \frac{\Lambda(X'\beta)}{1 - \Lambda(X'\beta)} \right] + \ln[(1 - \Lambda(X'\beta))] \right\} \tag{6.9}
\end{aligned}$$

Substituindo  $\Lambda(X'\beta)$ , obtém-se:

$$\begin{aligned}
\ln[L(\beta)] &= \sum_{i=1}^n \left\{ Y_i \ln(\exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_j X_j}) + \ln \frac{1}{1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_j X_j}} \right\} \\
&= \sum_{i=1}^n \{Y_i(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_j X_j) + \ln(1) - \ln(1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_j X_j})\} \\
&= \sum_{i=1}^n \{Y_i(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_j X_j) - \ln(1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_j X_j})\} \tag{6.10}
\end{aligned}$$

Dessa forma, os valores para os parâmetros  $\beta$  que maximizam  $\ln[L(\beta)]$  são obtidos após efetuar a derivação para cada  $\beta$ . Para fins de demonstração, imagine que as equações acima contem com somente dois betas:  $\beta_0$  e  $\beta_1$ . Assim, tem-se que, para  $\beta_0$  e  $\beta_1$ , respectivamente:

$$\frac{\partial \ln[L(\beta)]}{\partial \beta_0} = \sum_{i=1}^n \left[ Y_i - \frac{\exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1}}{1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1}} \right] = \sum_{i=1}^n [Y_i - \Lambda(X'\beta)] \tag{6.11}$$

$$\frac{\partial \ln[L(\beta)]}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \left[ Y_i X_i - X_i \frac{\exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1}}{1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1}} \right] = \sum_{i=1}^n X_i [Y_i - \Lambda(X'\beta)] \tag{6.12}$$

Repare que as equações acima são não lineares nos parâmetros. Por essa razão, tornam-se necessários métodos iterativos para sua resolução, sendo o método de Newton-Raphson o mais utilizado nesse tipo de problema (ver Greene, 2002, para maiores detalhes de métodos de otimização).

### 6.3 MODELO DE NEYMAN-RUBIN

Ao discursar sobre a teoria econométrica dominante de inferência causal por meio de estudos observacionais, é necessário uma apresentação geral do modelo inicialmente formulado em 1923 por Jerzy Neyman e depois aprimorado por Donald Rubin na década de 1970, que ficou conhecido pelo Modelo de Neyman-Rubin, ou Modelo Causal de Rubin ou ainda Modelo de Neyman-Rubin-Holland, devido às contribuições do último

para a síntese da abordagem em termos mais gerais (BOX-STEFFENSMEIER; BRADY; COLLIER, 2008).

Em primeiro lugar, necessita-se diferenciar dois conceitos de inferência tratados na econometria: a associativa e a causal. A inferência associativa refere-se à realização de inferências estatísticas sobre parâmetros que associem diferentes características de indivíduos de uma determinada população (HOLLAND, 1986), isto é, é aquela inferência baseada em medidas de correlação entre duas ou mais variáveis aleatórias que indicam o sentido no qual elas apontam. Holland (1986) caracteriza a inferência associativa como sendo uma estatística descritiva. Ademais, a inferência resultado de regressões estimadas por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) não necessariamente reflete causalidade (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017). Já a inferência causal, a qual se refere à metodologia do modelo de Neyman-Rubin, exige condições mais fortes de relação do que a pura associação.

Imagine uma população com  $N$  unidades, as quais podem ser indivíduos, famílias, firmas, municípios, etc. Deseja-se avaliar o impacto de dois tratamentos sobre as unidades, a saber, implementar determinada política pública ou não implementar. Na linguagem econométrica, a ação governamental de ofertar programas sociais nas unidades prisionais pode ser denominada de intervenção, ou tratamento. Assim, o grupo de indivíduos que participaram dos programas sociais é denominado de “grupo de tratamento”, e os demais consistem no “grupo de controle”. Essa terminologia, utilizada na abordagem de avaliação de impacto, provém de estudos farmacológicos, onde pesquisadores estão interessados em avaliar o efeito de determinado tratamento, comumente um certo medicamento (CAMERON; TRIVEDI, 2005).

Outra diferenciação que se considera relevante destacar é entre estudos experimentais e estudos observacionais e quase experimentais. Em estudos experimentais, o pesquisador controla as condições em que o experimento é realizado, sendo mais desejável a seleção aleatória entre os grupos de controle e os grupos de tratamento para que o impacto de determinado experimento, ou programa, seja calculado. Nesse tipo de estudo, as hipóteses necessárias para a afirmação da existência de determinada relação de causa são menos complexas em comparação aos estudos observacionais e quase experimentais. Por outro lado, experimentos controlados são raramente viáveis em estudos econômicos por motivos financeiros ou até morais.

Assim, a avaliação de políticas públicas comumente se dá no âmbito de estudos observacionais ou quase experimentais. Nesses cenários, o pesquisador não tem qualquer controle sobre a seleção de participantes no programa, e sua avaliação se dá *a posteriori* de sua ocorrência (HOLLAND, 1986). Os problemas consequentes desta restrição dificultam a operacionalização de modelos de inferência causal, e o modelo de Neyman-Rubin apresenta formas de mitigar esses problemas. Uma ideia do modelo consiste em pensar em fenômenos a partir de uma perspectiva contrafactual, manipulando eventos antecedentes a fim de observar os efeitos que emergem (BOX-STEFFENSMEIER; BRADY; COLLIER, 2008).

Por fim, para que possa ser testada uma inferência causal no programa analisado, Box-Steffensmeier, Brady e Collier (2008) identificam uma definição, duas hipóteses e um método para satisfazer as hipóteses no modelo de Neyman-Rubin: (1) definição de efeito causal baseada na abordagem contrafactual, em que a direção de causalidade costuma ser determinada via precedência temporal; (2) a hipótese de não interferência entre as unidades de tratamento; (3) independência entre a seleção para o tratamento e a variável de resultado; (4) no caso em que a hipótese (2) é válida, mas não a hipótese (3), faz-se necessário o uso de métodos alternativos que garantem a independência na seleção para o tratamento. As próximas subseções detalham esses pontos alavancados.

### **6.3.1 Efeito causal baseado na abordagem contrafactual**

Na abordagem de causalidade, Holland (1986) defende que nem tudo pode ser candidato a causa: somente fatores sujeitos à manipulação podem ser considerados como possíveis causas. Como consequência, atributos de um indivíduo, por não serem passíveis de manipulação, somente podem ser utilizadas como medidas de correlação, ou inferência associativa, mas não são capazes de inferirem causalidade. Por outro lado, um tratamento do tipo participação em programa de trabalho ou de estudo em uma unidade prisional é manipulável e pode servir como candidato a causa, por exemplo, na redução da chance de reincidência de um indivíduo.

Para entender a definição do efeito causal na abordagem contrafactual, será necessário considerar dois indivíduos:  $A$  e  $B$ . Considere também  $T$  como o indicador binário do tratamento (no caso, a participação ou não em programas de trabalho e estudo), sendo que  $T_A = 0$  e  $T_A = 1$  indica o cenário em que o indivíduo  $A$  não recebeu o tratamento

e recebeu o tratamento, e  $T_B = 0$  e  $T_B = 1$  o cenário em que  $B$  não recebeu e recebeu o tratamento, respectivamente. Os resultados que queremos medir serão representados pelas funções  $Y_A(0)$ ,  $Y_A(1)$ ,  $Y_B(0)$ ,  $Y_B(1)$ , que representam o resultado para  $A$  caso ele não tenha recebido o tratamento, o resultado caso  $A$  tenha recebido o tratamento, o resultado para  $B$  caso ele não tenha recebido o tratamento e o resultado caso  $B$  tenha recebido o tratamento. Segundo Cameron e Trivedi (2005), as variáveis de resultado  $Y$  podem ser contínuas, discretas ou variar em um intervalo limitado de valores. No presente relatório, a variável de resultado é a situação de reincidência do indivíduo.

Em primeiro lugar, considere somente o indivíduo  $A$ . Neste caso, tem-se somente dois resultados *potenciais*:  $Y_A(0)$  e  $Y_A(1)$ . Ao formular um problema a partir de resultados potenciais, é permitido que o efeito causal seja definido em nível individual, sem hipóteses a respeito de sua distribuição ou forma funcional. Também não é necessário acrescentar hipóteses de endogeneidade e exogeneidade do mecanismo de seleção para o tratamento (IMBENS; WOOLDRIDGE, 2009). Desse modo, o valor de interesse do efeito causal ( $EC$ ) é uma comparação do tipo:

$$EC_A = \text{Efeito Causal em } A = Y_A(1) - Y_A(0), \quad (6.13)$$

o que seriam duas possíveis realidades que não podem ser observadas simultaneamente (ROSEMBAUM; RUBIN, 1983), uma vez que estamos falando de somente um indivíduo. O que é efetivamente observado pelo pesquisador é o resultado realizado, tendo o indivíduo participado do programa ou não. Define-se, então, o resultado realizado,  $Y_A(T_A)$ , como:

$$Y_A(T_A) = Y_A(0)(1 - T_A) + Y_A(1)T_A = \begin{cases} Y_A(0) & \text{se } T_A = 0 \\ Y_A(1) & \text{se } T_A = 1. \end{cases} \quad (6.14)$$

Note que ainda não se pode inferir sobre o efeito causal pela equação acima. Ela somente apresenta o resultado em  $A$  caso ele receba o tratamento,  $Y_A(1)$ , ou caso não receba,  $Y_A(0)$ , não nos dando ambos valores para que seja possível calcular  $EC_A$ . O fato de ser impossível observar os dois valores para cada indivíduo consiste no que é conhecido como o *problema fundamental da inferência causal* (HOLLAND, 1986).

Para contornar esse problema, é preciso pensar no que teria acontecido com o indivíduo tratado, caso ele não tivesse participado do programa em avaliação, a fim de realizar uma comparação de valores de resultado. Uma solução para resolver esse

problema resta em encontrar um outro indivíduo similar o suficiente para fins de comparação. Para isso, é necessário considerar mais de um indivíduo na análise.

Em virtude dessas considerações, pode-se definir o efeito causal de maneira intuitiva comparando a diferença na variável de resultado quando um indivíduo recebe o tratamento e outro não. Nesse contexto, tem-se quatro realidades distintas:  $(T_A = 0, T_B = 0)$ ,  $(T_A = 1, T_B = 1)$ ,  $(T_A = 1, T_B = 0)$  e  $(T_A = 0, T_B = 1)$ , em que no primeiro cenário nem  $A$  nem  $B$  recebem o tratamento, no segundo ambos recebem o tratamento, no terceiro cenário somente  $A$  recebe o tratamento, e no último, somente  $B$  recebe o tratamento. Dessa forma, os resultados possíveis desta análise para o indivíduo  $A$  são:  $Y_A(0,0)$ ,  $Y_A(1,1)$ ,  $Y_A(1,0)$  e  $Y_A(0,1)$ , em que a primeira coordenada entre parênteses representa a participação ou não de  $A$  no programa, e a segunda coordenada a participação ou não de  $B$ . A Tabela 1 expõe todos os possíveis resultados para  $A$  e para  $B$ :

**Tabela 1 - Possíveis Resultados de Causalidade para A e B**

	$T_A = 0$ (controle)		$T_A = 1$ (tratamento)	
	$T_B = 0$ (controle)	$T_B = 1$ (tratamento)	$T_B = 0$ (controle)	$T_B = 1$ (tratamento)
Resultado $Y_i(T_A, T_B)$ ,	$Y_A(0, 0)$	$Y_A(0, 1)$	$Y_A(1, 0)$	$Y_A(1, 1)$
para $i = A$ ou $B$	$Y_B(0, 0)$	$Y_B(0, 1)$	$Y_B(1, 0)$	$Y_B(1, 1)$

Fonte: Adaptado de Box-Steffensmeier, Brady e Collier (2008)

Repare que informações relevantes para a inferência causal restam nos cenários em que um indivíduo recebe o tratamento quando o outro não, ou seja,  $(T_A = 0, T_B = 1)$  e  $(T_A = 1, T_B = 0)$ . Quando se tem somente que ambos indivíduos participam ou não participam do tratamento, não é possível efetuar comparações. Adicionalmente, considere que não há interferência entre o resultado dos indivíduos, isto é, a variável de tratamento de um indivíduo não afeta o resultado do outro, de forma que:

$$Y_A(1,1) = Y_A(1,0), \text{ e } Y_A(0,1) = Y_A(0,0). \quad (6.15)$$

Assim, o valor de  $Y_A(1)$  seria o mesmo independentemente da participação de  $B$ , assim como  $Y_A(0)$ . Com isso, podemos definir o impacto sobre  $A$  ou sobre  $B$ , de duas maneiras cada:

**Tabela 2 - Definições teóricas do efeito causal para A e B**

Para o indivíduo  $A$ :

$$EC_A(T_B = 0) = Y_A(1,0) - Y_A(0,0)$$

$$EC_A(T_B = 1) = Y_A(1,1) - Y_A(0,1)$$

Para o indivíduo  $B$ :

$$EC_B(T_A = 0) = Y_B(0,1) - Y_B(0,0)$$

$$EC_B(T_A = 1) = Y_B(1,1) - Y_B(1,0)$$

Fonte: Adaptado de Box-Steffensmeier, Brady e Collier (2008)

$EC_A(T_B = 0)$  representa a diferença entre os resultados potenciais de  $A$  quando  $B$  não é tratado;  $EC_A(T_B = 1)$ , representa a diferença entre os resultados potenciais de  $A$  quando  $B$  é tratado. Da mesma forma,  $EC_B(T_A = 0)$  representa a diferença entre os resultados potenciais de  $B$  quando  $A$  não é tratado, e  $EC_B(T_A = 1)$ , representa a diferença entre os resultados potenciais de  $B$  quando  $A$  é tratado.

Ao assumir que não há interferência entre os resultados dos indivíduos, as igualdades de (6.15) indicam que  $EC_A(T_B = 0)$  e  $EC_A(T_B = 1)$  são iguais. Mas ressalva-se que cada linha da Tabela 2 compara resultados diferentes para um mesmo indivíduo, isto é, mesmo que  $EC_A(T_B = 1)$  considere a participação de  $B$  no tratamento, o cálculo apresentado considera a diferença nas variáveis de resultado potencial somente de  $A$ . Ao persistir no cálculo de resultados potenciais, valores dos quais o pesquisador não observa, ainda cai-se no problema fundamental da inferência causal.

O próximo passo então deve conter informações de resultados reais e observados, e não somente potenciais de um mesmo indivíduo. Isto é, são necessárias definições que não envolvam conhecer resultados potenciais de um mesmo indivíduo associados a diferentes cenários, mas sim medidas observadas para comparação entre indivíduos com distintas participações. Resulta-se em dois cenários relevantes, onde, em cada um, somente um indivíduo participa do programa enquanto o outro não:

a)  $EC^*(1,0) = Y_A(1,0) - Y_B(1,0)$ , que representa a diferença no caso em que o indivíduo  $A$  recebe o tratamento e  $B$  não. **(6.16)**

b)  $EC^*(0,1) = Y_A(0,1) - Y_B(0,1)$ , que representa a diferença no caso em que  $A$  não recebe o tratamento e  $B$  sim. **(6.17)**

Note que o termo *EC* não possui mais um subscrito para se referir a um indivíduo em específico, uma vez que agora ele representa uma comparação entre indivíduos diferentes e representa o efeito causal do tratamento. Da comparação entre indivíduos diferentes, onde um é tratado e outro não, é que vem o termo de situação factual e contrafactual. O cenário factual pode pertencer ao indivíduo que participa do tratamento, enquanto o contrafactual pode se referir ao indivíduo que não participa, isto é, o contrafactual do indivíduo que participou é sintetizado através de um indivíduo que não participou. Ressalva-se aqui que respostas robustas a hipóteses contrafactuais somente são dadas quando a relação causal está corretamente especificada (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017). A omissão de variáveis relevantes leva a uma má especificação do modelo, enviesando os resultados de regressão.

Um exemplo simples para entender a mal especificação de modelos é mostrada no caso de determinação salarial em função da escolaridade e dos anos de experiência de um indivíduo. Sabe-se que ambas variáveis podem ser relevantes na determinação de salários, mas a habilidade cognitiva do indivíduo também afeta o seu resultado salarial. A estimativa de regressão do salário com base somente na escolaridade e experiência sofreria um viés pela omissão da variável relevante de habilidade cognitiva. A metodologia apresentada nesta seção irá expor formas de mitigar esse viés de especificação.

No que diz respeito à avaliação de políticas públicas, a dificuldade decorre essencialmente em observar resultados de participantes contrafactuais. A solução ideal é encontrar um grupo de indivíduos que não participaram do programa, mas que possuem a mesma distribuição de características observáveis e não observáveis que os participantes. Assim, torna-se possível comparar os resultados dos indivíduos que não participaram do programa com os daqueles que participaram (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017).

Neste ponto, ao deixar de tratar de resultados potenciais, mas sim resultados observados pelo pesquisador, é essencial assumir algumas hipóteses necessárias para satisfazerem as condições necessárias referentes à definição de efeito causal apresentada na Tabela 2.

### 6.3.2 Hipótese da homogeneidade e da não interferência entre as unidades

A hipótese de homogeneidade dos indivíduos da amostra consiste em considerar o caso em que os indivíduos são idênticos (HOLLAND, 1986). Tem-se que:

- a)  $Y_A(0,1) = Y_B(1,0)$ : o resultado de  $A$  quando este não é tratado e  $B$  é tratado, equivale ao resultado de  $B$  quando este é tratado e  $A$  não é tratado. **(6.18)**
- b)  $Y_A(1,0) = Y_B(0,1)$ : o resultado de  $A$  quando este é tratado e  $B$  não é, é igual ao resultado de  $B$  quando ele não é tratado e  $A$  é tratado. **(6.19)**

A violação da hipótese de homogeneidade dos indivíduos pode levar à invalidez da comparação entre indivíduos cujas características são distintas o suficiente para enviesar o resultado. Uma solução para mitigar esse problema consiste em utilizar técnicas de pareamento, que serão abordadas mais adiante.

Já a hipótese de não interferência entre as unidades (SUTVA)<sup>7</sup> consiste em dizer que o fato de um indivíduo receber ou não o tratamento não influencia a variável de resultado para o outro indivíduo com o qual está se comparando (BOX-STEFFENSMEIER; BRADY; COLLIER, 2008), isto é, para o indivíduo  $A$ , temos que:

- a)  $Y_A(0,1) = Y_A(0,0)$ : o resultado de  $A$  não ter participado do programa é o mesmo, independente da não participação de  $B$ . **(6.20)**
- b)  $Y_A(1,0) = Y_A(1,1)$ : o resultado de  $A$  ter participado do programa é o mesmo, independente da participação de  $B$ . **(6.21)**

Segundo Box-Steffensmeier, Brady e Collier (2008), enquanto a ausência de vies nos estimadores de MQO requer apenas a hipótese de exogeneidade dos regressores, não sendo necessária a hipótese de independência dos termos de erro, a ausência da hipótese de não interferência nos modelos de inferência causal envia os estimadores. Considere inicialmente somente a hipótese de não interferência entre as unidades (6.20 e 6.21). Os próximos passos irão demonstrar que essa hipótese sozinha é capaz de concluir que:

$$\text{Indivíduo } A: EC_A = EC_A(T_B = 0) = EC_A(T_B = 1), \text{ e}$$

---

<sup>7</sup> Do inglês *Stable Unit Treatment Value Assumption* (SUTVA).

$$\text{Indivíduo } B: EC_B = EC_B(T_A = 0) = EC_B(T_A = 1). \quad (6.22)$$

Isto é, a hipótese de não interferência entre as unidades demonstra que o efeito causal em  $A$  é o mesmo quando  $B$  participa ou não do tratamento. Formalmente, para  $A$ :

$$EC_A(T_B = 0) = Y_A(1,0) - Y_A(0,0). \quad (6.23)$$

Como a hipótese afirma que  $Y_A(1,0) = Y_A(1,1)$  e  $Y_A(0,1) = Y_A(0,0)$ , substitui-se as igualdades para ficar com:

$$\begin{aligned} EC_A(T_B = 0) &= Y_A(1,1) - Y_A(0,1) \\ &= EC_A(T_B = 1) \end{aligned} \quad (6.24)$$

Note que a igualdade de (6.24) é a mesma de (6.22). De forma análoga, para  $B$ , tem-se:

$$\begin{aligned} EC_B(T_A = 1) &= Y_B(1,1) - Y_B(1,0) \\ &= Y_B(0,1) - Y_B(0,0) \\ &= EC_B(T_A = 0), \end{aligned} \quad (6.25)$$

que, por sua vez, também remete à igualdade de (6.22). Agora, adicionando a hipótese de homogeneidade às equações acima acerca da hipótese de não interferência entre as unidades, torna-se possível relacionar as definições teóricas da Tabela 02 às definições observáveis de efeito causal. Pela equação (6.16), foi visto que  $EC^*(1,0) = Y_A(1,0) - Y_B(1,0)$ . Relembre que  $EC^*(1,0)$  representa o efeito causal observável de quando  $A$  recebe o tratamento e  $B$  não. Mas a equação (6.18) da hipótese de homogeneidade nos diz que  $Y_B(1,0) = Y_A(0,1)$ . Por sua vez, a equação (6.20) da hipótese de não interferência mostra que  $Y_A(0,1) = Y_A(0,0)$ . Substituindo os termos, fica-se com:

$$\begin{aligned} EC^*(1,0) &= Y_A(1,0) - Y_A(0,0) \\ &= EC_A(T_B = 0) = EC_A. \end{aligned} \quad (6.26)$$

De forma análoga, ao fazer substituições do termo  $Y_A(1,0)$  em vez de  $Y_B(1,0)$ , tem-se:

$$EC^*(1,0) = Y_A(1,0) - Y_B(1,0)$$

$$\begin{aligned}
&= Y_B(0,1) - Y_B(1,0) \\
&= Y_B(1,1) - Y_B(1,0) \\
&= EC_B(T_A = 1) = EC_B. \tag{6.27}
\end{aligned}$$

Pelas equações (6.26) e (6.27), conclui-se que  $EC^*(1,0) = EC_A(T_B = 0) = EC_B(T_A = 1)$ . Por simetria, esta igualdade equivale a  $EC^*(0,1) = EC_A(T_B = 1) = EC_B(T_A = 0)$ . Note que as hipóteses supracitadas permitem inferir resultados potenciais,  $EC_A$  e  $EC_B$ , por meio de resultados observáveis,  $EC^*$ .

Esse procedimento dado pelas hipóteses de homogeneidade e não interferência entre as unidades é o que Holland (1986) chama de “solução científica” para o problema fundamental da inferência causal. Entretanto, o pesquisador nunca é capaz de ter certeza absoluta sobre a validade dessas hipóteses no modelo que está elaborando. Para chegar o mais próximo ao ideal, é necessária a utilização de técnicas econométricas que torne possível encontrar um indivíduo  $A$  semelhante o suficiente de um indivíduo  $B$  a ponto de tornar-se a comparação direta entre os dois indivíduos uma boa medida de efeito causal.

### 6.3.3 Independência entre a seleção dos grupos

Em contraste aos estudos experimentais, como dito, a avaliação de políticas públicas comumente se dá no âmbito de estudos observacionais ou quase experimentais, cuja característica é a não aleatoriedade de seleção. De acordo com Khandker *et al.* (2010), a não aleatoriedade das políticas públicas decorre de dois fatores: o primeiro diz sobre a alocação intencional de determinados indivíduos para participação, ou focalização. Nesse caso, programas são realizados conforme as necessidades locais, e com base em critérios específicos como valor de corte. Um exemplo desse tipo de caso é o programa federal do Bolsa Família (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017). Assinala-se que, no caso do trabalho e estudo nas unidades prisionais, não há critérios específicos para seleção: além da participação estar sujeita à oferta na unidade, há certa discricionariedade dos gestores locais na seleção, aliada à reputação comportamental do preso.

O outro fator consiste na autoseleção para o programa, ou participação voluntária. Nesse segundo caso, a autoseleção pode ser baseada em fatores observáveis, não observáveis ou ambos. Quando a participação voluntária é baseada em fatores não

observáveis pelo pesquisador, o termo de erro do modelo econométrico conterá variáveis correlacionadas com a variável indicadora de participação no programa, o que gera um problema de viés na estimação (ou seja,  $E(\varepsilon|T) \neq 0$ ). Um exemplo de informação não observável para o pesquisador é a motivação do indivíduo. Como no presente estudo de reincidência, para um preso trabalhar dentro da unidade prisional, é necessária uma ativa motivação do mesmo, além de uma análise comportamental da qual o preso está sujeito. A característica motivacional dos indivíduos pode ser diferente entre os grupos participantes e não participantes do programa (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017). Em outras palavras, nesse caso, ocorre uma dependência entre a seleção dos grupos baseada, em parte, pela motivação do detento.

Nessas circunstâncias, deve-se abandonar a hipótese de independência entre as variáveis explicativas e o termo de erro da estimação por MQO, uma vez que ela levaria a um viés no efeito da política analisada. Por outro lado, experimentos aleatórios não incidem nesse problema. O uso de experimentos aleatórios é muito comum nas áreas de saúde, no entanto, na área de ciências sociais aplicadas, a maioria das pesquisas são feitas a partir de dados observados. Custos elevados, questões éticas, entre outros fatores, incorrem em justificativas para o baixo uso de métodos aleatorizados na área de ciências sociais aplicadas.

A consequência do problema supracitado em estudos observacionais é denominada de “viés de seleção” e, antes de expor soluções metodológicas para o problema, como o Pareamento por Escore de Propensão desenvolvido por Rubin e Rosembaum em 1983, define-se formalmente o viés de seleção.

Considere  $Y_{1,i}$  o resultado potencial caso um indivíduo tenha participado do programa sendo avaliado,  $Y_{0,i}$  o resultado potencial caso ele não tenha participado, e  $T_i$  sendo a variável indicadora de tratamento, podendo ser igual a 0 ou 1. O resultado observado para cada indivíduo  $i$  é dado por:

$$Y_i = Y_{0,i} + T_i(Y_{1,i} - Y_{0,i}). \quad (6.28)$$

Conforme exposto anteriormente, o efeito causal de um indivíduo  $i$ ,  $EC_i$ , pode ser calculado pela diferença entre os resultados potenciais  $Y_{0,i}$  e  $Y_{1,i}$ . Na prática, com a impossibilidade de observar ambos resultados potenciais, considera-se que o efeito do programa poderia ser obtido pela comparação direta entre a taxa de reincidência média

do universo de detentos que participaram de programas laborais e educacionais com a taxa de reincidência média daqueles detentos que não participaram de nenhum programa. Esta comparação é definida como *efeito médio do tratamento* (*average treatment effect*, ou *ATE*), definido por Rosenbaum e Rubin (1983) como:

$$\begin{aligned} ATE &= E(EC_i) = E[Y_{1,i} - Y_{0,i}] & (6.29) \\ &= E(Y_{1,i}|T_i = 1) - E(Y_{0,i}|T_i = 0). \end{aligned}$$

O efeito médio de tratamento indica o efeito causal da participação no programa, considerando valores médios populacionais. Essa medida torna possível estimar o efeito médio na população de interesse pela comparação direta entre os grupos de tratados com o grupo de não tratados, mesmo que o efeito causal varie entre os indivíduos tratados (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017). O termo  $E(Y_{1,i}|T_i = 1)$  da equação (6.29) indica o efeito médio do tratamento sobre os tratados. Já o termo  $E(Y_{0,i}|T_i = 0)$  representa o resultado médio daqueles que não foram tratados. Ambos podem ser calculados por dados observacionais. Mas então resta a pergunta: por que não utilizar o efeito médio de tratamento como estimativa de efeito causal do programa avaliado?

Ocorre que o efeito médio de tratamento sozinho não garante a independência entre a seleção dos grupos de tratados e não tratados. Ainda que ambos os grupos possam ter, em média, características observáveis próximas uma da outra, a diferença esperada entre os dois grupos pode não ser exclusivamente devido ao tratamento dado, mas também a características não observáveis entre os dois grupos (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017). Em outras palavras, não há garantia de que o grupo não tratado pode ser um bom contrafactual para os dados do grupo de tratados.

Como já dito, o fato de haver outros fatores que também afetam a variável de resultado além do programa, e como queremos isolar o efeito causal do tratamento para fazer inferências precisas, torna-se necessário considerar um contrafactual para os participantes, ou seja, qual seria o resultado esperado dos tratados caso eles não tivessem participado do programa, isto é,  $E(Y_{0,i}|T_i = 1)$ . Para chegar à demonstração formal do viés de seleção, adicione e subtraia esse termo na equação (6.29). Dessa forma, podemos fazer manipulações na fórmula sem alterar seu resultado.

$$ATE = E(Y_{1,i}|T_i = 1) - E(Y_{0,i}|T_i = 0) + [E(Y_{0,i}|T_i = 1) - E(Y_{0,i}|T_i = 1)] \quad (6.30)$$

Alterando a ordem dos termos e depois agrupando os termos, tem-se que:

$$ATE = E(Y_{1,i}|T_i = 1) - E(Y_{0,i}|T_i = 1) + E(Y_{0,i}|T_i = 1) - E(Y_{0,i}|T_i = 0) \quad (6.31)$$

$$ATE = \underbrace{E(Y_{1,i} - Y_{0,i}|T_i = 1)}_{ATT} + \underbrace{E(Y_{0,i}|T_i = 1) - E(Y_{0,i}|T_i = 0)}_{\text{Viés de seleção}} \quad (6.32)$$

A equação (6.32) apresenta a diferença observada no resultado médio separada em dois grandes termos. O primeiro termo, ATT, ou *efeito médio de tratamento sobre os tratados* (*average treatment effect on the treated*) indica o que mais interessa para a inferência causal: representa o efeito puro, isolado, do tratamento no resultado. Note pela equação (6.31) que o primeiro termo do ATT,  $E(Y_{1,i}|T_i = 1)$  é um resultado observável para o pesquisador: ele aponta o resultado médio de indivíduos que foram tratados. Já o segundo termo contido no cálculo do ATT,  $E(Y_{0,i}|T_i = 1)$ , aponta para o resultado esperado dos indivíduos sujeitos ao tratamento, mas que não participaram dele. E aí surge um problema: o termo  $E(Y_{0,i}|T_i = 1)$  não é observável pelo pesquisador, restando a necessidade de criação de um grupo de controle que permita obter uma estimativa consistente para o termo  $E(Y_{0,i}|T_i = 1)$ .

O segundo termo de (6.32), denominado de viés de seleção, está diretamente ligado com a violação da independência entre a seleção de grupos e mostra a diferença entre o contrafactual para os indivíduos que participaram do programa e o resultado observado do grupo que não passou por nenhum tratamento. A existência de um viés de seleção mostra que, além do efeito do tratamento, podem existir diferenças sistemáticas entre os detentos que optam por participarem de programa laborais e educacionais em relação àqueles que não participam de nenhum programa.

A realidade de não aleatorização de participação em estudos advindos de políticas públicas aumenta a propensão de existência de diferenças sistemáticas entre os indivíduos em análise a ponto de gerar viés de seleção. Com isso, torna-se imprescindível a utilização de ferramentas que mitiguem esse viés. Note que a diferença entre ATE e ATT é o viés de seleção. Nesse sentido, com as ferramentas apropriadas de redução do viés de seleção, podem-se fazer inferências acerca do ATE com base no ATT. O objetivo básico dos métodos de avaliação de políticas públicas é encontrar meios que possam contornar o

problema causado pelo viés, de modo que torne possível uma estimação precisa dos parâmetros de interesse.

Em virtude dessas considerações, a próxima subseção irá apresentar uma metodologia que, ao assumir hipóteses sobre a natureza do potencial viés, adota estratégias para obter o ATT por meio de uma estimativa consistente de  $E(Y_{0,i}|T_i = 1)$ .

#### 6.4 METODOLOGIA DE PAREAMENTO PARA INFERÊNCIA CAUSAL

Ao lidar com algum estudo que visa estimar o impacto de alguma intervenção, pode-se separar a estratégia metodológica em duas grandes etapas: (1) estruturação de pesquisa, e (2) análise do impacto. Enquanto a segunda etapa está vinculada à metodologia apresentada de estimação de impacto do modelo de Neyman-Rubin, a primeira etapa utiliza informações dos indivíduos em análise que precedem a intervenção, miminando um experimento não randomizado por um que seja randomizado. Métodos de pareamento se enquadram nesta primeira grande etapa, e sua aplicação precedente à segunda etapa é vital na obtenção de resultados consistentes.

A política pública de ofertar programas laborais e educacionais nas unidades prisionais pode apresentar impacto causal direto na probabilidade de reincidência, assim como na capacidade de um egresso prisional se manter fora do sistema prisional por mais tempo. Entretanto, provavelmente existe uma tendência de maior participação entre aqueles detentos que possuem atributos que os manteriam fora da prisão após a liberação, mesmo na ausência de participação. Por exemplo, prisioneiros motivados a se ressocializarem podem usar os programas como sinalização aos potenciais empregadores de que eles possuem atributos favoráveis a hábitos saudáveis de trabalho, bem como suas habilidades profissionais podem ter aumentado com a participação nos programas (Sedgley *et al.*, 2010). Essa sinalização e desenvolvimento do capital humano são relacionados com o problema de viés de seleção.

Um outro exemplo de características não diretamente observadas que podem causar viés é a qualidade da infraestrutura e o ambiente de certa unidade prisional, em linha com a teoria ecológica do crime da Escola de Chicago. Se essas inobserváveis estão correlacionadas com a participação no programa, então o problema de viés de seleção e de viés de variável omitida pode ser introduzido nas estimativas dos coeficientes de

regressão, tornando-os inconsistentes e enviesados (BIFULCO *et al.*, 2002; CAMPBELL & STANLEY, 1966). Nesse caso, a participação no programa pode parecer ter um efeito importante na reincidência quando o programa não tem, de fato, nenhum impacto causal. O viés de seleção é tratado, no melhor grau possível, usando um modelo que permite a heterogeneidade não observada devido a variáveis omitidas em combinação com uma análise de escore de propensão que permite verificar o significado da participação do programa na reincidência, uma vez que a propensão de um prisioneiro participar é estimada condicional a atributos pessoais. Deve-se notar que a propensão a participar é estimada com base apenas em atributos observáveis e não podemos descartar a possibilidade de que o viés de variável omitido permaneça, embora ele possa ser significativamente mitigado (Sedgley *et al.*, 2010).

Contudo, segundo Cameron e Trivedi (2005), quando a participação não é randomizada, mas depende estocasticamente de um vetor de variáveis observadas  $X$ , como em experimentos observacionais (como idade, sexo, status econômico, tipo de crime cometido, entre outros), então o conceito de escores de propensão é útil. Existem algumas técnicas quase experimentais que criam uma situação onde a inclusão no grupo de tratamento poderia ser tão boa quanto uma atribuição aleatória (ver APEL & SWEETEN, 2010; MORGAN & WINSHIP, 2007; NICHOLS, 2007), mas, dos métodos disponíveis, o Pareamento por Escore de Propensão (*Propensity Score Matching* - PSM) tornou-se amplamente popular e aplicável na avaliação de numerosos programas sociais (KIM; CLARK, 2013).

De forma geral, o objetivo básico do pareamento por escore de propensão, cuja técnica foi inicialmente desenvolvida por Rosenbaum e Rubin e até os dias atuais é tema de aprimoração metodológica de vários pesquisadores, é identificar um grupo de controle contendo indivíduos com características observadas similares aos indivíduos pertencentes ao grupo de tratamento. Mas identificar indivíduos que compartilham atributos semelhantes ao grupo de tratamento requer consideração de uma gama de covariáveis sobre as quais o tratamento e indivíduos sem o tratamento podem diferir (HEINRICH, MAFFIOLI, & VÁSQUEZ, 2010), e isso pode ser um desafio para o pesquisador: obter o maior número de covariáveis *relevantes* que entrarão no cálculo do escore de propensão.

Por meio de um modelo de escolha binária, como um modelo *logit* ou *probit*, o PSM apresenta um valor ajustado entre 0 e 1 para cada indivíduo, representando o escore

de propensão a participação como uma probabilidade condicional de participar no programa baseado nas covariáveis observáveis (MORGAN & HARDING, 2006; ROSENBAUM & RUBIN, 1983). Após obter esses escores, cada indivíduo pode ser pareado com um outro que apresente um escore semelhante, de acordo com uma técnica de pareamento estabelecida pelo pesquisador. Note que, em contraste de exercer controle físico sobre as condições de tratamento, como é o caso no ambiente aleatório, aqui exerce-se controle estatístico sobre as condições ao selecionar um grupo de controle com base nos escores de propensão (APEL & SWEETEN, 2010). O grupo de não participantes que foram pareados por meio dos escores de propensão (ou outro indicador utilizando distintas medidas de distância) com indivíduos do grupo tratado, torna-se o contrafactual do grupo de tratamento, e isso permitirá medir o efeito do tratamento. Assim, a identificação do efeito médio de tratamento do programa é obtida por meio da diferença média nos resultados entre o grupo de tratamento e o grupo de controle.

Dependendo da técnica de pareamento, a abordagem PSM pode levar a uma redução no tamanho da amostra do banco de dados do pesquisador. Um indivíduo tratado no qual não é encontrado um escore correspondente a um indivíduo não tratado pode ser descartado da base de dados que será utilizada posteriormente na medição do efeito do tratamento, uma vez que não existe uma base para comparação entre esses indivíduos.

Ressalva-se que os parâmetros das covariáveis não é o foco de análise do PSM. Aqui, o que interessa é o valor ajustado da variável dependente do modelo: a probabilidade daquele indivíduo participar do programa com base em suas características observáveis, isto é,  $P(X) = P(T = 1|X)$ . As hipóteses necessárias para a correta mensuração do efeito do programa são: (1) independência condicional, isto é, fatores não observados não afetam a participação no programa; (2) presença de um suporte comum nos escores de propensão entre amostras de participantes e não participantes.

Após a validação das hipóteses e obtenção dos escores de propensão, existem diferentes abordagens utilizadas para parear participantes e não participantes. As hipóteses necessárias e as técnicas de pareamento são abordadas nas próximas subseções.

#### **6.4.1 Hipótese da Independência Condicional**

A hipótese de independência condicional garante que, dadas as covariáveis observadas  $X$  que não são afetadas pelo tratamento (idade, raça, tipo de crime cometido

pelo indivíduo, etc.), mas que podem estar correlacionadas com  $T_i$ , os resultados potenciais  $Y$  sejam independentes de haver o tratamento, isto é, participação no programa não depende dos resultados, após controlar pelas variações nos resultados induzidos por diferenças em  $X$  (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Seja  $Y_{0,i}$  e  $Y_{1,i}$  os resultados para o grupo de não participantes e participantes, respectivamente. Formalmente, em experimentos quase-experimentais e observacionais, esta hipótese implica que:

$$(Y_{0,i}, Y_{1,i}) \perp T_i \mid X_i \Rightarrow (Y_{0,i}, Y_{1,i}) \perp T_i \mid P(X_i), \quad (6.33)$$

sendo que  $P(X_i)$  representa a probabilidade de participação dadas as características  $X_i$  de um indivíduo. A igualdade entre  $X_i$  e  $P(X_i)$  vem da constatação de Rosenbaum e Rubin (1983) que, sob certas hipóteses, o pareamento com base em  $P(X)$  é tão bom quanto um pareamento com base nos  $X$ .

Em contraste com a equação (6.33), em experimentos randomizados pode-se fazer uma suposição mais forte, uma vez que a aleatorização já ocorre sobre o espaço  $(y, x)$ :

$$(Y_{0,i}, Y_{1,i}) \perp T_i \quad (6.34)$$

Adicionalmente, a hipótese de independência condicional implica que:

$$F(Y_{j,i} \mid X_i, T_i = 0) = F(Y_{j,i} \mid X_i, T_i = 1) = F(Y_{j,i} \mid X_i), \quad j = 0, 1, \quad (6.35)$$

$$F(u_{j,i} \mid X_i, T_i = 0) = F(u_{j,i} \mid X_i, T_i = 1) = F(u_{j,i} \mid X_i), \quad j = 0, 1,$$

onde  $u$  é o termo de erro de regressão. As equações em (6.35) indicam que a decisão de participação não afeta a distribuição dos resultados potenciais. Uma vantagem desta hipótese é o tratamento da variável  $T$  como uma variável exógena, o que exclui o viés de simultaneidade e de seleção, gerando estimações consistentes dos parâmetros (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Para ver essa vantagem, considere que  $E[Y \mid X, T]$  seja linear, e a equação de resultado de participação é:

$$Y = X'\beta + \alpha T + u, \quad (6.36)$$

sendo:  $E[u \mid T] = E[Y - X'\beta - \alpha T \mid T] = 0$ , levando ao tratamento exógeno da variável de participação  $T$ . A hipótese de independência condicional é, então, equivalente à independência de  $u$  e  $T$ , condicional a  $X$ .

Para estimar o ATT em vez do ATE, uma suposição mais fraca do que a equação (6.33) é necessária:

$$Y_{0,i} \perp T_i \mid X_i, \quad (6.37)$$

que implica independência condicional de participação e  $Y_{0,i}$ . Essa suposição (6.37) tem nomes distintos na literatura. Crump (2004) e Imbens (2004) referem-se a ela como “hipótese de *unconfoundedness*”, enquanto Rubin (1978) refere-a como “hipótese de *ignorability*”. De qualquer forma, se válida, essa suposição implica que não há viés de variável omitida ao incluir  $X$  na regressão.

A independência condicional é uma hipótese forte, mas não possui um critério diretamente testável. Ter um conjunto rico de dados relacionados a variáveis que antecedem o programa ajuda a suportar o pressuposto de independência, permitindo controlar o número de características observadas que podem estar afetando a participação no programa (KHANDKER; KOOLWAL; SAMAD, 2012). Além de variáveis relacionadas com a atribuição do tratamento, também é importante considerar variáveis relacionadas com o resultado (Rubin e Thomas, 1996; Heckman *et al.*, 1998b; Glazerman *et al.*, 2003; Hill *et al.*, 2004), uma vez que elas podem apresentar algum indicativo importante sobre a heterogeneidade dos indivíduos. Performance aquém do desejado pode ser consequência da utilização somente de variáveis “de conveniência”, como considerar somente variáveis demográficas (Shadish *et al.*, 2008). Entretanto, segundo Brookhart *et al.* (2006), quando a amostra é pequena, deve ser dada prioridade às variáveis que se acredita estarem relacionadas com o resultado. Existe um custo maior, em termos de aumento da variância, ao incluir variáveis não relacionadas ao resultado, mas altamente relacionadas à atribuição de tratamento.

#### 6.4.2 Hipótese do Suporte Comum

A hipótese de suporte comum é também conhecida como hipótese de sobreposição considerável em escores de propensão dos participantes e não participantes, e consiste como a segunda etapa da abordagem PSM, após a etapa de obtenção dos escores de propensão. Para que essa hipótese seja efetiva, se faz necessário uma amostra suficientemente grande de indivíduos participantes e não participantes para que torne possível a geração de uma região substancial de suporte comum (KHANDKER; KOOLWAL; SAMAD, 2012). A hipótese requer que sempre haja, na distribuição de

escore de propensão, observações suficientemente próximas para comparar aqueles que recebem com aqueles que não receberam o tratamento. No caso de ausência de comparabilidade entre indivíduos participantes e não participantes, ou suporte comum fraco, os elementos sem pares são descartados e não são considerados no modelo de regressão de impacto posterior à etapa de pareamento por escore de propensão (MALBOUISSON; TIRYAKI, 2017).

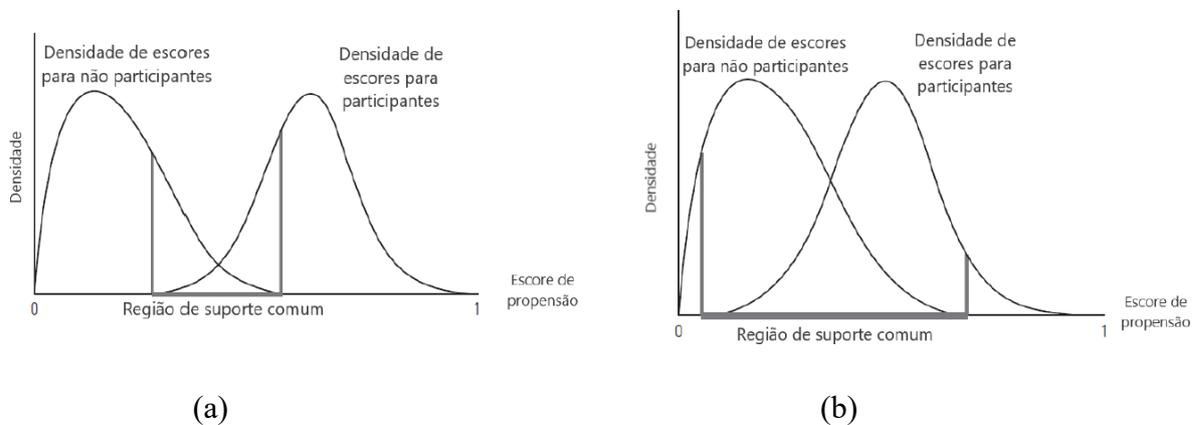
A primeira condição dessa hipótese é:

$$0 < P(T_i = 1|X_i) < 1, \quad (6.38)$$

isto é, para todo valor realizado de  $X$ , existe uma probabilidade positiva e não perfeita de participação. Essa condição diz que não há combinações de  $X$  que predizem perfeitamente a participação ou não de um indivíduo.

Outra condição dessa hipótese vem da diferenciação entre forte e fraca região de suporte comum, cujo exemplo ilustrativo é apresentado na Figura 7.

**Figura 7 - Ilustração de suporte comum fraco (a) e forte (b)**



Fonte: Retirado de Khandker, Koolwal e Samad (2009)

Nos dois gráficos da Figura 7, observam-se densidades de probabilidade de características observadas para os grupos de participantes e não participantes no eixo vertical e os respectivos escores de propensão no eixo horizontal. A região de suporte comum ocorre na faixa de interação entre as curvas. É nessa faixa que se torna possível comparar indivíduos participantes com os não participantes com base no escore de propensão. Enquanto o gráfico (a) quase não há sobreposição das curvas, representando uma área de suporte comum fraco, no gráfico (b) há grande sobreposição das

distribuições, o que indica uma forte área de suporte comum. No caso de suporte comum fraco, a comparação entre os escores de propensão entre os participantes e não participantes é comprometida pela reduzida quantidade de indivíduos pareados. Os autores Heckman, Ichimura e Todd (1997) recomendam o descarte de observações na área de suporte comum fraco.

Após a estimação dos escores de propensão por meio de um modelo de escolha binária e a posterior definição da região de suporte comum, parte-se para a terceira etapa do pareamento: a seleção de técnicas específicas para efetuar os pareamentos.

## 6.5 TÉCNICAS DE PAREAMENTO

A etapa de pareamento com base nos  $P(X_i)$  pode ser separada em três tomadas de decisão: parear com ou sem reposição, o número de unidades a ser utilizada para comparação (quando considerado um pareamento com reposição) e a escolha do método de pareamento.

A escolha de efetuar o pareamento com reposição significa que uma observação do grupo de controle pode ser pareada com múltiplos indivíduos tratados, enquanto pareamento sem reposição significa que uma observação do grupo de controle somente pode ser pareada com uma observação de indivíduo tratado. Ressalva-se que o caso de pareamento sem reposição com amostra limitada pode resultar em um grupo de comparação pequeno que não apresenta muita proximidade em termos de  $P(X_i)$ , o que aumentaria o viés do estimador (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Já o pareamento com reposição pode reduzir o viés, uma vez que indivíduos de controle semelhantes a mais de um indivíduo de tratamento pode ser utilizados mais de uma vez (STUART, 2010).

Quanto ao limite no número de indivíduos a serem utilizadas para comparação no cenário com reposição (situação chamada de “*ratio matching*”, ou razão de pareamento, que ocorre quando o número de indivíduos de controle é superior ao número de indivíduos de tratamento, ou vice-versa), Cameron e Trivedi (2005) apontam que há um *trade-off* entre viés e variância. Optar por somente um pareamento pela observação mais próxima (pareamento um-para-um) pode reduzir o viés da estimação, mas ao incluir múltiplos pareamentos (*m-para-um*), a variância é reduzida, uma vez que se fica com uma amostra pós-pareamento maior. Por outro lado, o viés pode aumentar caso as observações

pareadas adicionais consistam em pareamentos inferiores para as observações de tratamento (o que, entretanto, pode ser resolvido por medidas de calibração). Múltiplos pareamentos podem ser efetuados de forma fixa, por exemplo, quando toda a amostra é pareada somente de um-para-dois, ou um-para-três, ou ainda de forma variável, quando, por exemplo, um indivíduo tratado pode ser pareado com dois indivíduos de controle, enquanto outro indivíduo tratado é pareado com três indivíduos de controle.

Leite (2017) aponta que uma desvantagem na razão de pareamento de um-para-um é que se pode desconsiderar indivíduos de controle mesmo quando eles apresentariam bons pareamentos para indivíduos de tratamento, reduzindo o tamanho da amostra. Por outro lado, pareamento um-para-um não reduz necessariamente e de forma substancial a qualidade do resultado, uma vez que a qualidade é impulsionada pelo tamanho do menor grupo (controle ou tratamento), e uma maior homogeneidade da amostra que é responsável por um aumento da qualidade do resultado (Cohen, 1988).

Rubin e Thomas (1996) calculam medidas de razão de pareamento que podem ajudar na determinação do melhor número de indivíduos de comparação a utilizar. Seja  $N_C$  o número de indivíduos de controle e  $N_T$  o número de indivíduos de tratamento, de forma que a soma  $N_C + N_T$  equivale a toda a amostra obtida pelo pesquisador, e  $R = N_C/N_T$ . Caso  $R$  seja alto, pareamentos de  $m$ -para-um com  $R \geq m \geq 1$  podem ser utilizados para reduzir os desvios-padrões das comparações, embora Rosembaum e Rubin (1985) apontam que o ganho de precisão conquistado ao aumentar a amostra pós-pareamento do grupo de controle é modesto. Adicionalmente, considere que  $z$  represente as variáveis de pareamento  $X = (X_1, X_2, \dots, X_z)$ ,  $f_T$  seja a função de densidade dos indivíduos de tratamento com média  $\mu_T$ ,  $f_C$  a função de densidade dos indivíduos de controle com média  $\mu_C$  e matriz de variância-covariância  $\Sigma_C$ . Rubin e Thomas (1996) desenvolveram uma medida representativa do número de desvios-padrões entre as médias de  $f_T$  e  $f_C$  com respeito a  $\Sigma_C$ :

$$B^2 = (\mu_T - \mu_C)' \Sigma_C^{-1} (\mu_T - \mu_C). \quad (6.39)$$

Essa medida, por sua vez, é utilizada para calcular  $\theta_{max}^*$ , a redução máxima possível de viés:

$$\theta_{max}^* = \frac{\Omega\left(\frac{R}{m}\right)}{\left\{z\left(\sigma^2 + \frac{1}{R}\right)N_T^{-1} + B^2\right\}^{\frac{1}{2}}}, \quad (6.40)$$

sendo  $\Omega(R/m)$  a esperança na cauda superior de  $m/R$  advinda de uma distribuição normal, e  $\sigma^2$  a razão da variância do melhor discriminante linear em  $f_T$  e  $f_C$ . Quando  $N_T$  é suficientemente grande, de forma que  $\theta_{max}^*$  pode ser aproximado por  $\Omega(R/m)B^{-1}$ , razões de pareamento  $R/m$  de no mínimo 2, 3 e 6 são necessárias para eliminar diferenças nas médias amostrais associadas a valores iniciais de 0,5, 1 e 1,5 para  $B^2$ , respectivamente (Rubin e Thomas, 1996). Valores pequenos de  $N_T$  requerem razões de pareamento mais altas. Segundo Rubin e Thomas (1996), embora essas regras para as razões de pareamento sejam suficientes para eliminar diferenças nas médias amostrais entre os grupos, razões de pareamento um pouco maiores podem ser desejáveis quando se quer minimizar diferenças nas variâncias amostrais dos escores de propensão estimados.

Todavia, é preciso cautela ao utilizar razão de pareamento fixa por unidade de tratamento, seja da forma um-para-um, seja da forma de razão fixa  $m$ -para-um. Leite (2017) cita que razões fixas, na maioria dos casos, não são recomendadas, uma vez o pareamento geralmente ocorre ao número especificado de razão independente da qualidade do pareamento, podendo, assim, levar a um aumento no viés. Métodos de calibração podem controlar a qualidade do pareamento, mas a utilização de calibração com razões de pareamento fixa maiores que um-para-um podem resultar em uma perda substancial da amostra de tratados, já que pode não haver indivíduos de controle suficientes dentro da calibração para satisfazer a razão especificada. Em contraste a essa situação, o método de pareamento denominado de pareamento completo (“*full matching*”), permite razões de pareamento variáveis, de forma que o pesquisador não precisa especificar uma razão de pareamento, já que o método calcula de forma ótima qual a razão para cada indivíduo tratado que minimiza a distância global entre os escores de propensão. O pareamento completo é detalhado mais adiante.

Quanto à escolha do método de pareamento, considere que após a verificação das hipóteses de independência condicional e suporte comum, o estimador do PSM para o ATT, definido por Khandker *et al.* (2012), apresenta a seguinte forma:

$$ATT_{PSM} = E_{P(X)|T=1}\{E[Y^T | T = 1, P(X)] - E[Y^C | T = 0, P(X)]\}, \quad (6.41)$$

em que  $E[Y^T | T = 1, P(X)]$  representa o valor esperado da variável de resultado do indivíduo que participa do programa, com probabilidade  $P(X)$  de participar do programa, e  $E[Y^C | T = 0, P(X)]$  representa o valor esperado da variável de resultado do indivíduo

que não participa do programa, mas com o mesmo conjunto de características que os indivíduos sujeitos ao tratamento, e, por isso, possuem a mesma probabilidade  $P(X)$  de participar do programa.

Como apontado por Khandker *et al.* (2012), para dados *cross-section* e dentro da área de suporte comum, é possível definir o ATT como:

$$ATT_{PSM} = \frac{1}{N_T} [\sum_{i \in T} Y_i^T - \sum_{j \in C} w(i, j) Y_j^C], \quad (6.42)$$

em que  $N_T$  representa o número de indivíduos  $i$  membros do grupo de tratamento;  $Y_i^T$  é o resultado obtido com o tratamento por esses indivíduos  $i$ ;  $Y_j^C$  é o resultado obtido pelos indivíduos  $j$  não participantes do tratamento e pareados com algum indivíduo  $i$ ; e  $w(i, j)$  representa os pesos utilizados para agregar os resultados obtidos pelos indivíduos não participantes  $j$ .

A escolha do método de pareamento consiste em atribuir um procedimento para derivação dos pesos  $w(i, j)$ . Os pesos para cada participante são computados de maneira diferente em cada método e isso pode influenciar os resultados de estimativas do ATT. Cabe ao pesquisador empregar todas as técnicas disponíveis e optar por aquela cujo pareamento apresente melhor ajuste. Isso pode ser feito por meio de análise gráfica de densidades dos escores de participantes e não participantes, por similaridade descritiva das variáveis entre os grupos de tratamento e controle, e/ou por outros métodos de diagnóstico de pareamento.

A forma mais simples (mas muitas vezes menos prática) de obter bons pareamentos é utilizar pareamentos exatos de um-para-um. A técnica de pareamento exato consiste em parear indivíduos de tratamento e controle dos quais as covariáveis  $X_i$ 's apresentam valores idênticos. Contudo, com muitas covariáveis (algumas com considerável dispersão) e números finitos de possíveis pareamentos, pareamentos exatos podem não ser obtidos com sucesso e em quantidade suficiente (KING *et al.*, 2011). Quando o pareamento exato não é possível ou viável, técnicas de pareamento não exatas são efetuadas.

Definem-se três passos na seleção de métodos de pareamento:

1. Definir “proximidade”: qual medida de distância utilizar para determinar se um indivíduo é ou não um bom par para outro;

2. Dado o passo (1), implementar os métodos de pareamento disponíveis;
3. Avaliar a qualidade dos resultados de pareamento por método testado e optar por aquele com melhor ajuste.

As próximas subseções se encarregarão de expor cada um desses passos.

### 6.5.1 Medidas de Distância

Um passo importante na metodologia de pareamento é a definição de distância que será utilizada e que pode tomar diferentes formas de cálculo. Aqui, entende-se por distância uma medida do que é considerado como similaridade entre dois indivíduos. Existem várias formas de definir distância no pareamento. A seguir, apresentam-se algumas delas.

Seja  $D_{ij}$  a medida de distância entre os indivíduos  $i$  e  $j$ . Tem-se:

1. Distância exata:

Utilizada no pareamento exato,  $D_{ij}$  pode assumir dois valores:

$$D_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{se } X_i = X_j \\ \infty, & \text{se } X_i \neq X_j \end{cases} \quad (6.43)$$

isto é, se ambas características forem iguais, não há distância entre elas, mas se elas não forem exatamente a mesma, a distância é infinita, uma vez que essa medida somente aceita como similaridade o que for exatamente igual.

2. Distância *logit* de escore de propensão:

$$D_{ij} = |\text{logit}(p_i) - \text{logit}(p_j)| \quad (6.44)$$

em que  $p_i$  e  $p_j$  são os escores de propensão dos indivíduos  $i$  e  $j$ . A função de ligação *logit* é detalhada na equação 6.4.

3. Distância de Mahalanobis:

$$D_{ij} = \{(X_i - X_j)' S^{-1} (X_i - X_j)\}^{1/2} \quad (6.45)$$

em que  $S$  representa a matriz de variância-covariância amostral. Se a matriz de covariáveis  $X$  contém variáveis categóricas, elas devem ser convertidas em indicadores binários, assim, essa medida de distância funciona melhor com covariáveis do tipo contínua (STUART, 2010). Segundo Sekhon e Grieve (2012), as covariáveis individuais são recolhidas em uma única métrica escalar usando a distância Mahalanobis, que é definida como a generalização da distância padronizada a partir da origem de um espaço com  $n$  dimensões a um ponto onde as coordenadas representam os valores de  $X$  para uma observação em particular (COCHRAN E RUBIN, 1973; RUBIN, 1979; RUBIN, 1980; GLANCE *et al.*, 2007). Após deixar as covariáveis na matriz  $X$  em formato ortogonal aos escores de propensão, eles podem ser combinados com a distância de Mahalanobis ao incluí-los como uma variável na matriz  $X$  (SEKHON E GRIEVE, 2009). Rosenbaum e Rubin (1985) afirmam que, em alguns casos, o equilíbrio entre covariáveis pode ser melhorado ao combinar os escores de propensão com a medida de distância de Mahalanobis. No entanto, a distância de Mahalanobis foi projetada para medir diferenças entre distribuições elipsoidais simétricas (RUBIN, 2006). Quando as covariáveis apresentam distribuições simétricas não-elipsoidais, outras métricas de distância podem apresentar resultados superiores ao Mahalanobis (SEKHON E GRIEVE, 2009).

4. Distância linear *logit* de escore de propensão:

$$D_{ij} = |\text{linear.logit}(p_i) - \text{linear.logit}(p_j)| \quad (6.46)$$

Nesse caso, os escores de propensão lineares são obtidos efetuando uma transformação linear nos escores de propensão originais,  $p_i$  e  $p_j$ . A transformação linear do escore de propensão é obtida por:

$$\text{linear.logit}(p_k) = \ln\left(\frac{p_k}{1-p_k}\right). \quad (6.47)$$

5. Distância *probit*:

No caso da utilização da distância *probit*, utiliza-se:

$$D_{ij} = |\text{probit}(p_i) - \text{probit}(p_j)|, \quad (6.48)$$

sendo  $p_i$  e  $p_j$  os escores de propensão dos indivíduos  $i$  e  $j$ , e a função *probit* calculada da forma:  $probit(p_k) = \Phi^{-1}(p_k)$ , em que  $\Phi(\cdot)$  é a função de distribuição normal padrão. Outras funções de ligação também incluem a especificação log-log complementar com  $g(p_k) = \log(-\log(1 - p_k))$ , a função de ligação log-log com  $g(p_k) = -\log(-\log(p_k))$  e a função Cauchy com  $g(p_k) = \tan(\pi(p_k - 0.5))$ .

Após selecionar uma forma de cálculo de distância, o próximo passo consiste em utilizar essa distância no processo de pareamento. Os métodos variam em termos do número de indivíduos que permanecem após o pareamento e nos pesos relativos que cada um deles recebe.

## 6.5.2 Métodos de Pareamento

Khandker *et al.* (2012), Gu e Rosenbaum (1993), Hansen (2004), Diamond e Sekhon (2010) e Stuart (2010) citam os métodos de pareamento consolidados na literatura. São eles: vizinho mais próximo, pareamento pelo raio ou calibrado, pareamento ótimo, pareamento estratificado, pareamento por ponderação, pareamento completo e pareamento genético.

### 6.5.2.1 Vizinho mais próximo:

Dada a probabilidade de receber o tratamento, essa técnica, intuitivamente, pareia cada indivíduo tratado com um indivíduo de comparação que tenha o escore de propensão mais próximo. Nessa técnica, pode-se escolher  $n$  vizinhos mais próximos e realizar o pareamento com ou sem reposição. Formalmente, o método de vizinho mais próximo pareia, para cada indivíduo tratado  $i$ , aquele(s) indivíduo(s)  $j$  cujo escore de propensão pertence(m) ao conjunto  $A_i(p(x)) = \{p_j | \min_j \| p_i - p_j \| \}$ , onde  $\| \|$  denota a distância Euclidiana (distância padrão de escore de propensão) entre dois vetores,  $p_i$  é o escore de propensão para o indivíduo tratado  $i$ , e  $p_j$  o escore de propensão para o indivíduo não tratado  $j$  (CAMERON; TRIVEDI, 2005).

Outras medidas de distância podem ser utilizadas além da Euclidiana. Segundo Khandker *et al.* (2012), esta técnica consiste em um dos métodos de pareamento mais frequentemente usados. Leite (2017) aponta que ela pode apresentar bons resultados quando a amostra de tratados é substancialmente menor do que o número de indivíduos

de controle disponíveis para parear e existe suporte comum para todos os casos tratados. A implementação dessa técnica consiste em escolher se o pareamento será feito com ou sem reposição, a medida de distância, se haverá limite de distância permitida e qual a razão de pareamentos utilizar.

#### 6.5.2.2 Pareamento pelo raio ou calibrado:

Essa técnica impõe uma tolerância na distância máxima do escore de propensão entre os grupos de indivíduos cujo pareamento passa a ser efetuado somente dentro desse intervalo estipulado. Ela evita “pareamentos fracos”, isto é, pareamentos por escores mais próximos, mas fora do limite de tolerância (ou raio), não são efetuados. Formalmente, indivíduos de controle  $j$  somente são pareados com indivíduos tratados  $i$  caso a distância entre eles seja inferior ao raio definido  $r$ :  $A_i(p(x)) = \{p_j | \| p_i - p_j \| < r\}$ .

A condição do raio, ou calibração de tolerância, pode ser vista como uma técnica complementar a outras. Por exemplo, ao efetuar a técnica de vizinho mais próximo, gera-se uma preocupação de que pareamentos fracos possam ser efetuados prejudicando o resultado, se, por exemplo, não há indivíduos de controle com escores similares aos dos indivíduos tratados. Sendo assim, uma estratégia para evitar isso consiste em impor medidas de calibração e somente parear indivíduos dentro do parâmetro de calibração (ROSENBAUM; RUBIN, 1985).

A unidade de calibração é usualmente definida como uma fração do desvio-padrão entre escores de propensão dos indivíduos; nesse sentido, Rosenbaum e Rubin (1985) demonstram que utilizar a calibração de 0,25 desvios-padrões nos escores de propensão remove, no mínimo, 90% do viés. A utilização dessa técnica não somente melhora a qualidade dos pareamentos, como também garante o suporte comum.

#### 6.5.2.3 Pareamento “ótimo” (“*optimal matching*”):

Em contraste com o que Gu e Rosenbaum (1993) chamam de “pareamento ganancioso” (“*greedy matching*”), dentro o qual se encontra a técnica de vizinho mais próximo, quando a unidade de controle mais próximo para cada unidade de tratamento é encontrada uma de cada vez, sem tentar minimizar uma medida de distância global e nem avaliar a qualidade do pareamento, o pareamento ótimo encontra amostras pareadas com a menor distância absoluta média em todos os pares correspondentes. Para esses autores,

o pareamento ótimo traz resultados superiores no que tange à minimização da distância para cada par, embora a superioridade não seja unânime no que tange ao balanceamento entre os grupos. Adicionalmente, essa técnica pode ser útil quando não existem quantidades suficientes de pareamentos entre as unidades de controle e tratamento.

Para exemplificar a diferença entre vizinho mais próximo (*sem reposição*, pois com reposição a ordem de pareamento não importaria) e pareamento ótimo, considere a Tabela 3, que mostra, hipoteticamente, a renda em milhares de reais para nove indivíduos, sendo os indivíduos A, B, C e D pertencentes ao grupo de tratamento, e os indivíduos E, F, G, H e I pertencentes ao grupo de controle.

**Tabela 3 - Exemplo de diferença entre Vizinho mais Próximo e Pareamento Ótimo**

Indivíduos tratados		Indivíduos de controle	
Indivíduo	Nota	Indivíduo	Nota
A	42	E	44
B	35	F	42
C	24	G	37
D	22	H	34
		I	23

Fonte: adaptado de Stuart e Green (2008).

Algoritmos de pareamento por vizinho mais próximo sem reposição funcionam de baixo para cima: a cada passo, pareia-se um indivíduo tratado com o indivíduo de controle mais próximo, que, em seguida, é removido da lista de indivíduos de controle disponíveis para pareamento. Os pareamentos são efetuados sem consideração de como um pareamento pode afetar o pareamento seguinte. Dessa forma, o método de vizinho mais próximo sem reposição (e sem calibração) estaria pareando, primeiramente, os indivíduos A com F, depois B com H, C com I e finalmente D com G, para uma soma de diferenças absolutas em notas de 17 ( $0+1+1+15$ ).

Por outro lado, o pareamento ótimo utilizaria um algoritmo que minimizaria a diferença entre os pares e o pareamento seria feito da seguinte forma: A seria pareado com F, B com G, C com H, e D com I, para uma soma de diferenças absolutas de 13

(0+2+10+1), que retrata um “custo” menor do que os 17 apontados pela técnica de vizinho mais próximo sem reposição e sem calibração.

Uma desvantagem das técnicas já mencionadas consiste na utilização incompleta de todos os indivíduos na amostra. Os métodos de pareamento de subclassificação, pareamento completo e pareamento por ponderação, apresentados a seguir, por sua vez, consideram toda a amostra obtida pelo pesquisador, mesmo aqueles indivíduos de controle que seriam descartados em outros métodos por não terem indivíduos de tratamento devidamente similares. Esses métodos atribuem pesos entre 0 e 1 para todos os indivíduos na amostra, em contraste com o método de vizinho mais próximo, onde os indivíduos recebem peso 0 ou 1, dependendo ou não se foram pareados.

#### 6.5.2.4 Pareamento estratificado, ou por subclassificação simples:

Técnica que consiste em particionar a região de suporte comum em diferentes estratos, ou intervalos, para que seja calculado o impacto em cada estrato. A ideia da subclassificação é formar grupos de indivíduos semelhantes, por exemplo, definidos por quintis da distribuição dos escores de propensão. Ademais, o pareamento por subclassificação forma subclasses de modo que a distribuição das covariáveis entre o grupo de tratamento e controle seja a mais similar possível. O impacto do programa é calculado pela diferença nos resultados entre os grupos de controle e tratamento, por intervalo. Posteriormente, é efetuada uma média ponderada do impacto de cada intervalo para o cálculo do efeito geral.

Existem vários esquemas de subclassificação, incluindo alguns que se baseiam em medidas de distâncias escalares obtidas por estimações de regressões *logit* dos escores de propensão. Essa técnica também pode ser executada em conjunto com a técnica de vizinho mais próximo: primeiramente, é feito o pareamento por vizinho mais próximo, depois os dados pareados são colocados em estratos e adiciona-se uma variável para o objeto de saída, indicando a associação a uma subclasse.

Rosenbaum e Rubin (1985) comprovam que criar cinco subclasses de escores de propensão pode reduzir em no mínimo 90% do viés no efeito estimado do tratamento em função de todas as covariáveis utilizadas no cálculo do escore de propensão. Baseada nesse resultado, a convenção atual é utilizar de cinco a dez subclasses (STUART, 2010).

Entretanto, quando se obtêm grandes amostras, pode ser viável considerar mais que dez subclasses (LUNCEFORD E DAVIDIAN, 2004).

#### 6.5.2.5 Pareamento por ponderação (“*weighting method*”):

Citam-se três técnicas de pareamento por ponderação. A primeira, conhecida como “probabilidade inversa de ponderação de tratamento” (*inverse probability of treatment weighting*), utiliza escores de propensão para estimar o efeito médio de tratamento e serve para atribuir pesos inversos ao grupo de tratamento e de controle. Essa técnica é similar à forma como funcionam ponderações dadas a subgrupos amostrais em relação ao seu peso populacional dados por Horvitz e Thompson (1952).

Formalmente, o peso atribuído a cada indivíduo é calculado por:

$$w_k = \frac{T_k}{\hat{p}_k} + \frac{1-T_k}{1-\hat{p}_k}, \quad (6.49)$$

em que  $\hat{p}_k$  representa o escore de propensão estimado para o indivíduo  $k$ . Note que os dois termos da equação se ligam e desligam, isto é, caso o indivíduo  $k$  seja tratado,  $w_k$  equivale a somente  $T_k/\hat{p}_k$ , onde, no caso binário de tratamento seria equivalente a  $1/\hat{p}_k$ .

Outra técnica de pareamento por ponderação, denominada de ponderação por chance (*weighting by the odds*), pode ser utilizada para estimar o ATT (HIRANO; IMBENS; RIDDER, 2003). Nesse caso, os indivíduos tratados recebem um peso de 1, enquanto indivíduos de controle recebem ponderações pelo termo  $\frac{\hat{p}_k}{1-\hat{p}_k}$ . Formalmente:

$$w_k = T_k + (1 - T_k) \frac{\hat{p}_k}{1-\hat{p}_k} \quad (6.50)$$

A terceira técnica consiste na estimação de pesos por meio de uma densidade de kernel, forma não paramétrica de estimar uma determinada função de densidade de probabilidade para uma determinada variável aleatória. Os múltiplos indivíduos de controle relacionados a cada indivíduo tratado recebem um peso definido pela distância entre eles (STUART, 2010). No caso do pareamento, fornece estimativas não paramétricas de pareamento ao utilizar uma média ponderada dos não participantes no objetivo de gerar um contrafactual para cada participante. Uma vantagem desse método consiste em minimizar o risco do problema de pequena quantidade de indivíduos não participantes pós-pareamento para ser utilizada como contrafactual. Nesse método, os

pesos dependem das distâncias entre os escores de propensão. Os pesos estabelecidos por essa técnica são obtidos por:

$$w(i, j) = \frac{K\left(\frac{p_j - p_i}{a_n}\right)}{\sum_{j=1}^{N_C} K\left(\frac{p_j - p_i}{a_n}\right)} \quad (6.51)$$

sendo  $K(\cdot)$  a função kernel,  $a_n$  um parâmetro de alisamento (também chamado de largura de banda),  $p_i$  o escore de propensão para o indivíduo tratado  $i$ , e  $p_j$  o escore de propensão para o indivíduo não tratado  $j$ . Estimadores por densidade de kernel foram introduzidos por Rosenblatt (1956) e sua construção é análoga a um histograma: o parâmetro de alisamento de uma função kernel se assemelha aos intervalos de classe de um histograma, embora a densidade de um kernel apresente estimativas mais suaves. A densidade de kernel é estimada avaliando  $\hat{w}(i, j)$  em um intervalo maior de valores de  $p_i$  do que aqueles usados na construção de um histograma. Algumas funções de kernel comumente utilizadas são a uniforme, a triangular, a quadrática, a normal, *biweight*, *triweight*, entre outras. Ressalva-se que a escolha do parâmetro de alisamento apresenta forte influência sobre a estimativa resultante, sendo ela mais importante do que a própria escolha da função de kernel (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Imbens (2004) afirma que a necessidade de definir um parâmetro de alisamento pode ser uma complicação, uma vez que ele não possui um significado intuitivo. O critério de otimização mais comum para selecionar esse parâmetro é a função de média integrada do erro quadrático (“MSE”), cujo cálculo é:

$$MSE(\hat{f}_{a_n}) = E \int \left(\hat{f}_{a_n}(p_i) - f(p_i)\right)^2 dp_i. \quad (6.52)$$

Segundo Stuart e Green (2008), os métodos de pareamentos por ponderação têm a desvantagem de permitirem atribuições de pesos extremos a indivíduos com escores de propensão muito altos ou muito baixos. Entretanto, o método de pareamento completo apresentado a seguir também atribui pesos às observações, mas evita esse problema encontrado na técnica de pareamento por ponderação.

#### 6.5.2.6 Pareamento completo (“full matching”):

Essa técnica de pareamento, originalmente criada por Rosenbaum (1991) e posteriormente ilustrada por Hansen (2004), é um tipo específico de subclassificação que forma as subclasses de forma “ótima” (no sentido de minimizar a distância entre os

escores de propensão), de modo que a quantidade de subclasses são selecionadas automaticamente por um algoritmo maximizador (ROSENBAUM 2002; HANSEN, 2004; STUART e GREEN, 2008). O pareamento completo cria uma série de conjunto pareados, onde cada conjunto pareado contém um ou mais indivíduos tratados e um ou mais indivíduos de controle. Em outras palavras, o procedimento dessa técnica pode ser visto como uma estratificação dos escores de propensão onde o número de estratos, ou subclassificações, contendo pelo menos um indivíduo tratado e um indivíduo de controle, é maximizado sujeito à minimização da soma das distâncias entre os pares de tratados e os indivíduos de comparação em cada conjunto.

Para tal, o pareamento completo atribui pesos para cada indivíduo na amostra: todos os indivíduos tratados ganham peso de um, e o peso dado aos indivíduos de controle é equivalente ao inverso do número total de pares que o respectivo indivíduo tratado pareado com aquele indivíduo de controle recebeu em sua subclassificação. Por exemplo, se uma subclassificação possui cinco indivíduos tratados e dois de controle, cada indivíduo de controle receberia um peso de cinco meios (STUART e GREEN, 2008).

Hansen (2004) defende a superioridade do pareamento completo, uma vez que essa técnica permite que a razão de pareamento  $m$ -para-um seja variável para cada indivíduo de tratamento, um contraste em relação ao pareamento por vizinho mais próximo e o pareamento ótimo. Pesquisas apontam que razões de pareamento variáveis reduzem mais o viés do que o pareamento um-para-um (CEPEDA, BOSTON, FARRAR e STROM, 2003; GU e ROSENBAUM, 1993; MING e ROSENBAUM, 2000) e são particularmente úteis quando o número de indivíduos de controle é muito superior ao número de indivíduos tratados e quando há grande diferença na distribuição dos escores de propensão para os grupos de tratados e controle (MING e ROSENBAUM, 2001). Entretanto, para evitar exageros no número de indivíduos de controle nos conjuntos pareados, Hansen (2004) também introduz restrições na razão de pareamento como forma de obter ganhos de eficiência (STUART, 2010).

A validação dessa técnica é exemplificada por uma análise demonstrada em Hansen (2004), onde os grupos originais de tratamento e controle apresentavam uma diferença de 1,1 desvio-padrão nos escores de propensão, o que foi para até 0,02 de diferença nos conjuntos pareados pela técnica de pareamento completo. Hansen (2004) também considerou restrições no número de indivíduos tratados a serem utilizados para

comparação em cada conjunto pareado. Em suma, esta técnica tem seu apelo quando o pesquisador está relutante em descartar alguns indivíduos de controle, mas deseja obter um balanceamento ótimo nos escores de propensão (STUART, 2010).

No caso hipotético representado pela Tabela 3 (adaptado de Stuart e Green, 2008), a distância total para o pareamento por vizinho mais próximo e pelo pareamento ótimo foram de 17 e 13, respectivamente, e nenhuma técnica utilizou todos os dados da tabela. Por contraste, ao não restringir um número fixo de razão de pareamento, o pareamento ótimo utilizaria todos os indivíduos da Tabela 3. O pareamento ficaria da seguinte forma: A seria pareado com E e F, B seria pareado com G e H, e C seria pareado com D e I. A distância total reduziria para somente 7 ( $2+0+2+1+1+1$ ).

Ao atribuir um número maximizado de subclasses e pesos para cada observação da amostra, há duas formas de estimar os efeitos de tratamento após efetuar um pareamento completo: efetuar uma regressão com efeitos fixos por subclasse ou ponderar na regressão de resultado cada observação pelo seu peso atribuído. No primeiro caso, estima-se um efeito para cada subclasse e esses efeitos são posteriormente ponderados para obter o efeito total do tratamento. Formalmente, isto é feito ajustando uma regressão com efeitos fixos para cada subclasse e adicionando um termo de interação entre o tratamento e cada subclasse. No segundo caso, os pesos atribuídos para cada observação são utilizados nos cálculos de balanceamentos das covariáveis e depois, ao efetuar a regressão de impacto do tratamento, pondera-se cada indivíduo pelo seu peso atribuído para obter o parâmetro correspondente ao efeito do tratamento (HANSEN, 2004).

#### 6.5.2.7 Pareamento Genético (“*Genetic Matching*”):

A técnica de pareamento genético, elaborada por Diamond e Sekhon (2005), tem como objetivo minimizar a distância ponderada das covariáveis do modelo entre os indivíduos tratados e os indivíduos de controle, utilizando um algoritmo genético para atribuir pesos de forma que o balanceamento pós-pareamento das covariáveis seja otimizado. O pareamento genético pode ser aplicado sem os escores de propensão, embora adicionar os escores como uma covariável possa aprimorar os resultados (DIAMOND e SEKHON, 2010). Como exemplo, a minimização da medida de distância utilizada pelo algoritmo do pareamento genético pode ser atingida utilizando a distância de Mahalanobis generalizada:

$$D_{ij} = (X_i - X_j)' (S^{-1/2})' W S^{-1/2} (X_i - X_j) \quad (6.53)$$

em que  $X$  são os vetores de covariáveis para os indivíduos de tratamento  $i$  e controle  $j$ ,  $S$  representa a matriz de variância-covariância e a matriz de peso  $W$  reflete a importância relativa de cada covariável para que o balanceamento geral das covariáveis seja otimizado. A matriz diagonal  $W$  possui o mesmo número de linhas e colunas que o número de covariáveis no modelo.

O pareamento genético funciona da seguinte forma: para cada iteração, ou geração, o algoritmo genético estabelece valores iniciais para a matriz  $W$  e é gerada uma quantidade de matrizes  $W$  estabelecida pelo pesquisador (essa quantidade é denominada formalmente de “population size”). Como essa técnica otimiza o balanceamento das covariáveis de forma assintótica, Sekhon e Grieve (2009) recomendam a especificação de um valor alto de gerações de  $W$  (para publicações, os autores recomendam utilizar 1.000 gerações). Em seguida, o algoritmo efetua pareamentos para cada  $W$  em uma dada geração e computa-se a perda em cada amostra pareada, selecionando a  $W$  correspondente que minimize tal perda. Essa perda, por sua vez, advém de uma função de perda (“loss function”) estabelecida pelo pesquisador e representa uma medida de balanceamento de covariáveis. A função de perda padrão dessa técnica consiste no maior valor-p do teste de Kolmogorov-Smirnov e dos testes  $t$  pareados para todas covariáveis. Se os critérios de convergência são atingidos, o algoritmo genético retorna a amostra pareada e a matriz de peso  $W$ ; caso contrário, procede-se para a próxima geração (SEKHON e GRIEVE, 2009).

Sekhon e Grieve (2009, 2012) e Diamond e Sekhon (2010) utilizam exemplos para demonstrar que o pareamento genético pode atingir melhor balanceamento de covariáveis, maior redução de viés e menor erro quadrático médio do que métodos de pareamento gananciosos (*greedy matching*), quando a seleção de tratamento não é linear. Aponta-se que o pareamento genético pode ser particularmente útil em situações onde o pareamento por escore de propensão falha em atingir balanceamento das covariáveis, ou quando a estimação do escore de propensão resulta em uma completa ou quase completa separação entre os grupos de tratado e controle (ALLISON, 2004). Por fim, o pareamento genético pode contar com todas as observações, mas também é possível o descarte de algumas delas: isso dependerá do resultado obtido pelo algoritmo utilizado.

Cumpra observar que não há um método de pareamento que sempre será superior a outros. A performance de um método de pareamento depende do tamanho da amostra de controle e tratamento, do grau de suporte comum, da quantidade e tipo de covariáveis e das distribuições dos escores de propensão para cada grupo. Cabe ao pesquisador implementar múltiplos métodos e avaliar o balanceamento dos resultados antes de optar por qual metodologia seguir.

### 6.5.3 Diagnóstico de pareamento

De acordo com Stuart e Green (2008), o primeiro passo para efetuar a técnica de pareamento consiste em estudar os métodos disponíveis para identificar aqueles que podem se adequar melhor ao problema e dados em mãos. Após essa fase de estudo, precisa-se implementar aqueles métodos que mais provavelmente irão apresentar reduções no viés e melhor qualidade de pareamento. Realizado o pareamento, existem diversas formas de avaliar sua qualidade, e a seguir serão apresentados os principais diagnósticos de pareamento.

Todos os métodos de pareamentos devem ser seguidos de uma avaliação de balanceamento entre os grupos de tratamento e controle, onde balanceamento é definido como a similaridade das distribuições de todas as covariáveis entre os grupos e dos escores de propensão. Caso um método testado apresente falta de balanceamento entre os escores de propensão e/ou entre as covariáveis, ele deve ser descartado e outro deve ser testado. Ao atingir o balanceamento ideal, espera-se que a participação no tratamento não seja relacionada com as covariáveis, isto é,  $\hat{p}(X|T = 0) = \hat{p}(X|T = 1)$ . Cabe ressaltar que, no pareamento por subclassificação simples, o balanceamento deve ser analisado por cada subclasse e posteriormente agregado. No caso dos métodos com pesos, os pesos são utilizados no cálculo do balanceamento das variáveis.

#### 6.5.3.1 Diagnósticos numéricos

A maneira numérica mais comum de avaliar o balanceamento das covariáveis é por meio do viés padronizado<sup>8</sup> (ou “diferença das médias padronizadas”, análogo à unidade de calibração citada em 6.5.2.2). Essa medida, utilizada para efeitos de

---

<sup>8</sup> Em inglês, “*standardized bias*” ou “*standardized mean difference*”.

comparação pré e pós-pareamento, é resultado da diferença na média de cada covariável entre os grupos de controle e tratamento, dividida pelo desvio-padrão do todo o grupo de tratamento:

$$\text{Viés Padronizado} = \frac{\bar{X}_t - \bar{X}_c}{\sigma_t}. \quad (6.54)$$

Rubin (2001) estabelece que o valor absoluto do viés padronizado não pode ser superior a 0,25 por covariável. Covariáveis binárias também podem ser comparadas por meio dessa medida ao tratá-las como contínuas, mas uma simples diferença em proporções pode ser suficiente (AUSTIN, 2009).

Outra medida numérica para avaliar balanceamento e apresentada por Rubin (2001) é a razão das variâncias entre os escores de propensão dos grupos de controle e tratamento. Segundo Rubin (2001), a razão das variâncias não deve ser superior a dois.

#### 6.5.3.2 Diagnósticos gráficos

O principal gráfico que se deve analisar é o que avalia as distribuições dos escores de propensão entre o grupo de controle e o grupo de tratamento. O ideal é encontrar o método de pareamento que apresenta a maior sobreposição entre as curvas das distribuições dos grupos pós-pareamento. Esse gráfico pode ser efetuado por meio de *boxplots*, histogramas ou curvas de densidade, embora o último seja o mais comum. A Figura 7 demonstra o que seriam curvas de densidade pré-pareamento: o ideal é que as mesmas se situem sobrepostas uma sobre a outra no momento pós-pareamento.

Quanto às covariáveis contínuas, podem-se examinar os gráficos QQ (“*quantile-quantile plots*”), que comparam as distribuições para cada covariável nos grupos de controle e tratamento. Tais gráficos comparam os quantis de uma covariável do grupo de tratamento contra o mesmo quantil do grupo de controle. O balanceamento completo é atingido quando todas as observações se situam próximo da uma linha de 45 graus. Uma comparação entre curvas de densidade para as covariáveis contínuas, separando entre grupo de controle e grupo de tratamento, serve o mesmo propósito: o balanceamento, nesse caso, é atingido quando as curvas de densidade dos dois grupos estão sobrepostas uma sobre a outra.

Após obter o melhor balanceamento possível entre as covariáveis e os escores de propensão, o pesquisador pode seguir a diante para a análise de impacto de tratamento. Caso o melhor método descarte observações, a análise de impacto contará com uma amostra menor que a original. Por outro lado, se o melhor balanceamento for em métodos que atribuem pesos às observações, como no pareamento ótimo, a regressão de impacto deve contemplar esses pesos nas observações. Deve-se seguir o passo adequado para levar os resultados de pareamento à análise de impacto.

## 6.6 ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA

A estimação de impacto, após o devido pareamento, propicia resultados quanto à possível efetividade da participação em atividades laborais e educacionais na redução da probabilidade de reincidência. Mas o efeito dessas participações também pode apresentar resultados no sentido de maior tempo entre a data da liberação e a data da reincidência, se comparado àqueles detentos que não participaram de nenhuma atividade. Portanto, resta a pergunta: existe relação entre a participação de presos nessas atividades e o tempo entre a liberação e a reincidência?

Assim como indicado por Sedgley *et al.* (2010), pode-se realizar uma análise de sobrevivência para responder esta pergunta, mas resultados mais robustos decorrem da efetuação de um prévio pareamento por escore de propensão, uma vez que tal procedimento permite mitigar o efeito de heterogeneidade não observada. Por essa razão, torna-se oportuno apresentar nesta subseção a metodologia de análise de sobrevivência, cujos resultados serão apresentados posteriormente, utilizando-se as informações dadas por um prévio procedimento de pareamento.

### 6.6.1 Conceitos Gerais

A análise de sobrevivência consiste em um método estatístico cujo interesse é a duração do tempo, representado pela transição entre um estado e outro. Como exemplo, no presente caso, a técnica de análise de sobrevivência pode ser utilizada para estudar o tempo de transição entre a liberação de uma unidade prisional (o estado de liberdade do indivíduo) e a ocorrência de reincidência (que representa o estado oposto). Essa ferramenta é também muito utilizada em áreas como bioestatística, epidemiologia, pesquisa de operações, entre outras, para medir o tempo até a ocorrência de um

determinado evento de interesse, como a morte, o desenvolvimento de uma doença, o tempo de duração de certo equipamento, etc.

Os dados dos tempos de sobrevivência são sujeitos a uma variação aleatória, que, por sua vez, formam uma distribuição. Nota-se que a duração de tempo em um estado é uma variável aleatória sempre positiva, podendo ser discreta ou contínua.

A distribuição dos tempos de sobrevivência pode ser caracterizada por quatro funções matematicamente equivalentes, isto é, pode-se derivar uma função a partir de outra. São elas: a função de densidade de probabilidade, a função de sobrevivência, a função de risco e a função de risco acumulado.

#### 6.6.1.1 Função de densidade e distribuição acumulada

Seja  $T$  uma variável aleatória contínua positiva que represente o tempo de sobrevivência de um indivíduo. A função de densidade de probabilidade,  $f(t)$  pode ser expressa como:

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt}, \quad (6.55)$$

sendo  $F(t)$  a função de distribuição acumulada de  $T$ . Por definição, a função de distribuição acumulada monotonicamente aumenta de zero à um. Formalmente:

$$\begin{aligned} F(t) &= \Pr[T \leq t] \\ &= \int_0^t f(t) dt. \end{aligned} \quad (6.56)$$

Analogamente, a função de densidade de probabilidade também pode ser escrita em termos da função de sobrevivência, isto é:

$$\begin{aligned} f(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{\Pr(t \leq T < t + \Delta t)}{\Delta t} \\ &= \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{[S(t + \Delta t) - S(t)]}{\Delta t} \\ &= - \frac{dS(t)}{dt} \end{aligned} \quad (6.57)$$

em que  $S(t)$  representa a função de sobrevivência. Nota-se que a função de sobrevivência é, portanto, equivalente ao negativo da função de distribuição acumulada.

### 6.6.1.2 Função de sobrevivência

Por consequência, o conceito de função de sobrevivência,  $S(t)$ , é complementar à função de distribuição acumulada. Ela é definida como a probabilidade de um indivíduo sobreviver por mais do que um determinado tempo, isto é:

$$\begin{aligned} S(t) &= \Pr[T > t] \\ &= 1 - F(t). \end{aligned} \tag{6.58}$$

### 6.6.1.3 Função de risco

Outro conceito importante na metodologia de análise de sobrevivência é a função de risco. Ela ilustra como a taxa de ocorrência de certo evento varia no tempo  $T = t$  condicionado a sobrevivência até o tempo  $t$ . Em relação ao tema desse relatório, ela representa a probabilidade de reincidência esperada para um indivíduo que não tenha reincidido até o tempo  $t$ . É da função de risco que se especifica a distribuição de  $T$ .

Formalmente, a função de risco é a probabilidade instantânea condicional de uma reincidência ocorrer dentro do intervalo de tempo  $(t, t + \Delta t)$ , dado que o indivíduo não reincidiu ao início desse intervalo:

$$\begin{aligned} \lambda(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{\Pr(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t)}{\Delta t} \\ &= \frac{f(t)}{S(t)} \\ &= - \frac{d \ln S(t)}{dt}. \end{aligned} \tag{6.59}$$

As igualdades acima indicam que a função de risco é equivalente a função de densidade dividida pela função de sobrevivência, ou ainda, a mudança logarítmica na função de sobrevivência. De forma análoga, pode-se obter também a relação das funções de sobrevivência e da função de densidade em termos da função de risco:

$$S(t) = \exp\left(- \int_0^t \lambda(u) du\right), \tag{6.60}$$

$$f(t) = \lambda(t) \exp\left(- \int_0^t \lambda(u) du\right). \tag{6.61}$$

#### 6.6.1.4 Função de risco acumulado

Da mesma forma que a função de distribuição acumulada de  $T$  consiste na integral da função de densidade, a função de risco acumulado vem da integral da função de risco:

$$\Lambda(t) = \int_0^t \lambda(t)dt. \quad (6.62)$$

A função de risco acumulado é de interesse do pesquisador, uma vez que ela é mais precisamente estimada do que a função de risco (CAMERON; TRIVEDI, 2005). De fato, nos estudos de análise de sobrevivência, o mais comum é a apresentação gráfica das funções de sobrevivência e de risco acumulado. A relação formal entre essas duas funções é:

$$\Lambda(t) = -\ln S(t), \quad (6.63)$$

$$S(t) = \exp[-\Lambda(t)] \quad (6.64)$$

#### 6.6.2 Censura

A estimação de tempo de transição entre dois estados deve ser efetuada através de modelos de sobrevivência, uma vez que essa metodologia incorpora a imposição de algum fator de censura na estimação. Entende-se como censura quando um indivíduo na amostra não transitou de estado devido ao fato de o pesquisador não conseguir observar aquele indivíduo após certo período de tempo, seja ela por qual razão for. Nesse caso, o pesquisador somente é capaz de afirmar que não houve transição de estado para aquele indivíduo até certo momento, mas que é possível que a transição venha a ocorrer no futuro. Para estes indivíduos, considera-se que o tempo foi censurado.

No presente relatório, são considerados como censurados os indivíduos libertados que não reincidiram até o dia 08/11/2018. Com a utilização de dados censurados, mesmo aqueles indivíduos que ainda não tinham reincidido até essa data fazem parte da análise do tempo entre liberação e reincidência.

Um banco de dados elaborado para uma análise de sobrevivência pode ser censurado à direita, à esquerda ou com censura intervalar. Uma censura à direita significa que um indivíduo foi observado até um certo tempo  $c$ , podendo ou não ter sobrevivido até  $c$ . A censura à esquerda ocorre quando se sabe que a transição de estados irá ocorrer

entre o tempo zero e  $c$ , mas não se sabe quando. Por fim, censura intervalar é quando o tempo completo de estados é observado, mas somente é observado de forma intervalar (CAMERON, TRIVEDI, 2005).

As censuras também podem ser separadas em três principais tipos: censura tipo I, censura tipo II e censura aleatória (GIJBELS, 2010).

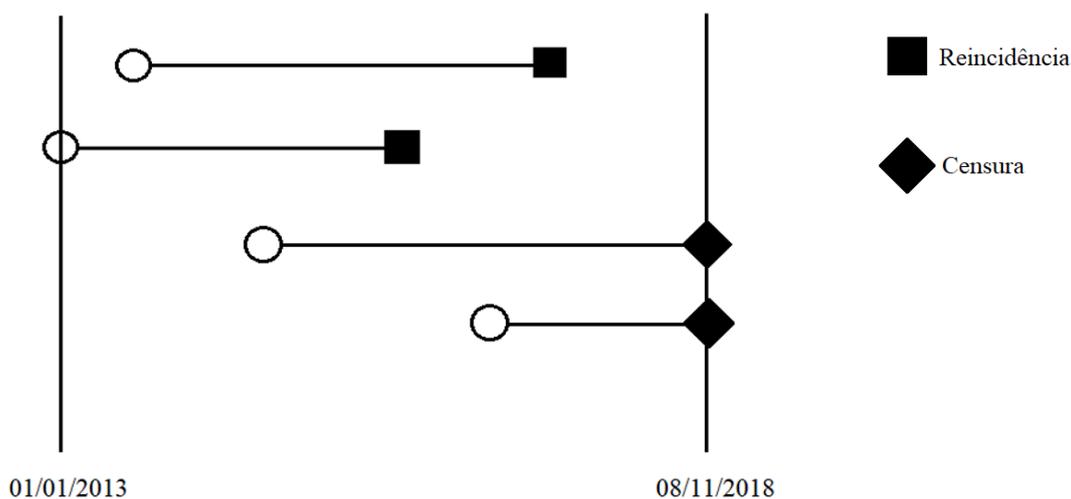
- Censura tipo I: seja  $T_i$  o tempo de sobrevivência associado a cada um dos indivíduos em um estudo e seja  $T$  o tempo de seguimento pré-determinado e não-aleatório do experimento. Nesse caso, os indivíduos onde  $T_i \leq T$  são aqueles que reincidiram antes do tempo limite de seguimento. Caso contrário,  $T_i > T$ , a possível reincidência somente ocorrerá após o tempo de seguimento. Isso é o mesmo que dizer que houve censura tipo I na coleta dos dados.
- Censura tipo II: ao contrário de um tempo de seguimento fixo, a censura do tipo II tem um tempo de seguimento aleatório, e ocorre quando um conjunto de indivíduos é observado até que um número pré-determinado de falhas ocorra. Esse tipo de censura é mais comum em experimentos de controle de qualidade de produtos ou máquinas.
- Censura aleatória: acontece quando cada indivíduo da amostra possui seus próprios tempos de sobrevivência ( $T_i$ ) e tempo de censura ( $C_i$ ), independentes entre si. As censuras aleatórias podem ocorrer por razões como término do estudo, perda de observação (quando o indivíduo muda de cidade ou abandona o tratamento), retirada do estudo (quando, por exemplo, efeitos colaterais podem retirar o indivíduo de um estudo farmacológico), entre outros. O fator em comum é a disponibilidade apenas de informações parciais. Observa-se para cada indivíduo  $(Z_i, \delta_i)$ , onde  $Z_i = \min(T_i, C_i)$  e  $\delta_i = I(T_i \leq C_i)$  é uma variável aleatória indicadora de *status*, e pode assumir o valor 1 caso o indivíduo tenha mudado de estado no período ou 0 se ele foi censurado.

Independente de qual for o tipo de censura utilizado em um estudo de sobrevivência, um pressuposto importante da análise de sobrevivência é a independência entre o tempo de sobrevivência e o tempo de censura. Ou seja, as censuras realizadas no experimento não podem ter indicativo nenhum com respeito ao tempo até o evento principal do estudo. Um exemplo de violação desse pressuposto ocorre em uma censura aleatória por razões de abandono de indivíduos observados em um estudo de evasão

escolar. O próprio abandono pode significar uma falta de compromisso do indivíduo, enviesando os resultados da análise. Por outro lado, se a censura ocorre pelo término de um estudo com data de acompanhamento pré-determinada pelo pesquisador, pode-se assumir que o tempo de sobrevivência é independente do mecanismo de censura (ASSANE, 2013; PUTTER *et al.*, 2007).

Os dados utilizados no presente relatório caracterizam-se como dados com censura à direita e do tipo I. São censurados à direita uma vez que foi estabelecido que se observariam os indivíduos até o dia 08/11/2018, e são do tipo I pois o tempo de seguimento foi fixo e pré-determinado: observaram-se todos os detentos que foram liberados em algum momento após o dia 01/01/2013 e todos pararam de ser observados no mesmo dia, 08/11/2018. A Figura 8 ilustra a forma de censura utilizada neste relatório.

**Figura 8 - Ilustração de censura**



Fonte: Elaboração Própria.

### 6.6.3 Estimação de modelos de sobrevivência

De acordo com Colosimo e Giolo (2006), as técnicas de análise de sobrevivência podem ser enquadradas em três categorias: paramétricas, semi-paramétricas e não-paramétricas. As técnicas paramétricas, também chamadas de modelo de tempo de falha acelerado, possuem definições rígidas da forma funcional das distribuições do tempo de sobrevivência. As técnicas semi-paramétricas, mais precisamente o modelo de Cox, permite especificações de distribuição menos que completas, sendo mais flexível do que os modelos paramétricos, evitando, assim, erros de especificação (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Essa técnica também permite testar a significância estatística das

covariáveis sobre a distribuição de tempos de vida. Por sua vez, as técnicas não-paramétricas não fazem quase nenhuma restrição quanto a distribuição dos tempos de sobrevivência na população, embora se limitem nos testes de efeitos das covariáveis no tempo de sobrevivência. A principal técnica não-paramétrica é o estimador de Kaplan-Meier.

### 6.6.3.1 Estimação paramétrica

A estimação consistente de parâmetros em modelos paramétricos de sobrevivência requer a correta especificação do modelo utilizado. São diversos os modelos paramétricos empregues no tema. Entre eles, destacam-se os modelos exponencial, Weibull, log-normal e log-logístico. A Tabela 4 apresenta as funções de risco e de sobrevivência desses modelos. Todos os parâmetros dos modelos citados são restritamente positivos,  $\gamma = \exp(\mathbf{x}'\boldsymbol{\beta})$ , e modelos paramétricos requerem que as distribuições sejam do tipo contínua.

**Tabela 4 - Funções de risco e sobrevivência de modelos paramétricos**

Modelo Paramétrico	Função de Risco	Função de Sobrevivência
Exponencial	$\gamma$	$\exp(-\gamma t)$
Weibull	$\gamma \alpha t^{\alpha-1}$	$\exp(-\gamma t^\alpha)$
Log-normal	$\frac{\exp\left(-\frac{(\ln t - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)}{t\sigma\sqrt{2\pi}\left[1 - \frac{\Phi(\ln t - \mu)}{\sigma}\right]}$	$1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)$
Log-logístico	$\frac{\alpha \gamma^\alpha t^{\alpha-1}}{1 + (\gamma t)^\alpha}$	$\frac{1}{1 + (\gamma t)^\alpha}$

Fonte: adaptado de Cameron, Trivedi (2005).

Em termos de quantidade de parâmetros, o modelo paramétrico mais restrito é o exponencial, cuja taxa de risco é constante e não varia com o tempo. Já o modelo Weibull acrescenta o parâmetro  $\alpha$  na estimação. Caso  $\alpha = 1$ , os modelos Weibull e exponencial coincidem. A função de risco de Weibull é monotonicamente crescente caso  $\alpha > 1$  e monotonicamente decrescente caso  $\alpha < 1$ .

A distribuição log-normal e a log-logística (com  $\alpha > 1$ ) possuem uma função de risco que inicialmente é crescente no tempo e depois decrescente, e quando esse é o caso,

sua utilização é mais apropriada. Assinala-se que enquanto  $\gamma = \exp(\mathbf{x}'\beta)$  nos modelos exponencial, Weibull e log-normal, no modelo log-normal  $\gamma = \mathbf{x}'\beta$  e  $\sigma^2$  recebe o tratamento de uma constante.

Os modelos da Tabela 4 podem ser enquadrados em duas classificações: “modelos de risco proporcional” e “modelos de tempo de falha acelerado”. Enquanto o modelo exponencial e o Weibull podem ser enquadrados em ambas classificações, log-normal e log-logístico são somente considerados modelos de tempo de falha acelerado.

Por sua vez, modelos de risco proporcional (“*proportional hazard models*”) representam a taxa de risco condicional  $\lambda(t|\mathbf{x})$  da seguinte forma:

$$\lambda(t|\mathbf{x}) = \lambda_0(t, \alpha)\phi(\mathbf{x}, \beta), \quad (6.65)$$

em que  $\lambda_0(t, \alpha)$ , chamado de risco-base, é uma função somente do tempo, e  $\phi(\mathbf{x}, \beta)$ , usualmente equivalente a  $\exp(\mathbf{x}'\beta)$ , é uma função somente das covariáveis. Os modelos de risco proporcional são amplamente utilizados uma vez que os parâmetros  $\beta$  podem ser consistentemente estimados sem uma especificação funcional para  $\lambda_0(\cdot)$  (CAMERON; TRIVEDI, 2005).

Já modelos de tempo de falha acelerado decorrem do fato de que, em alguns casos, a função tempo,  $t = \exp(\mathbf{x}'\beta)v$ , onde  $v = e^u$ , é consequência de uma modelagem focada em  $\ln t$  em vez de somente  $t$ , da forma:  $\ln t = \mathbf{x}'\beta + u$ . Nesses casos, a taxa de risco condicional equivale a:

$$\begin{aligned} \lambda(t|\mathbf{x}) &= \lambda_0(v) \exp(\mathbf{x}'\beta) \\ &= \lambda_0(t \exp(-\mathbf{x}'\beta)) \exp(\mathbf{x}'\beta) \end{aligned} \quad (6.66)$$

sendo o risco base  $\lambda_0(v)$  não dependente do tempo. A igualdade acima advém da substituição de  $v = t \exp(-\mathbf{x}'\beta)$ . Note que ocorre um efeito acelerador do risco base caso  $\exp(-\mathbf{x}'\beta)$  seja maior que um e de desaceleração caso seja menor que um.

No caso de modelos de tempo de falha acelerado, são as diferentes distribuições de  $u$  que indicam o correto modelo a ser estimado. A modelagem log-normal do tempo resulta quando  $u \sim N(0, \sigma^2)$ . O modelo log-logístico ocorre quando  $u$  apresenta uma distribuição logística. Nos modelos exponencial e Weibull, o modelo de tempo de falha

acelerado é obtido ao igualar  $u$  a um termo  $\alpha\omega$ , onde  $\omega$  apresenta uma distribuição com valores extremos e densidade  $e^\omega \exp(-e^\omega)$  (CAMERON; TRIVEDI, 2005).

Ao optar por modelos, o pesquisador pode fazer diagnósticos gráficos, comparar valores de log-verossimilhança e valores do critério de informação de Akaike<sup>9</sup> para encontrar a distribuição que apresenta melhor ajuste aos dados.

### 6.6.3.2 Estimação semi-paramétrica

A modelagem semi-paramétrica padrão em análise de sobrevivência é conhecida como Modelo de Risco Proporcional de Cox, cuja modelagem é a mais utilizada e apontada como o melhor custo-benefício na literatura de sobrevivência (BOX-STEFFENSMEIER, BRADY, COLLIER, 2008; CAMERON, TRIVEDI, 2005). Quanto ao tipo de modelo, os modelos de Cox são do tipo risco proporcional, uma vez que as razões entre as taxas de risco para indivíduos com diferentes valores ou em diferentes categorias das variáveis explicativas são assumidas como independente do tempo (LIMA JUNIOR, 2012).

Bustamante-Teixeira *et al.* (2002) apontam que a regressão de Cox é mais indicada quando se deseja estudar sobrevivência sob o prisma de causalidade ou predição. Ao fornecer estimativas de razões de risco para os fatores analisados, a regressão de Cox permite avaliar o impacto que certos prognósticos ou fatores têm no tempo até a ocorrência do evento de interesse do pesquisador. O modelo de Cox permite que as covariáveis sejam invariantes ou variantes no tempo.

A função de risco condicional do modelo de Cox é comumente dada por:

---

<sup>9</sup> AIC é um estimador de qualidade relativa de modelos estatísticos dada uma base de dados. É uma ferramenta utilizada para seleção de modelos. Suponha um modelo estatístico com  $k$  sendo o número de parâmetros estimados, e  $\hat{L}$  o valor máximo da função de verossimilhança para o modelo. O valor AIC do modelo é:

$$AIC = 2k - 2\ln(\hat{L})$$

Dado um conjunto de modelos candidatos para a base de dados, o modelo preferido é aquele que apresenta o menor valor de AIC, que, por sua vez, indica a qualidade de ajuste do modelo, mas que também inclui penalidade crescente ao número de parâmetros estimados, de forma que tal penalidade desencoraja o caso de superestimação do modelo. O critério de informação de Akaike consiste em uma ferramenta bastante utilizada na literatura para seleção de modelos.

$$\lambda(t|\mathbf{x}) = \lambda_0(t) \exp(\mathbf{x}'\beta), \quad (6.67)$$

em que a função de risco base,  $\lambda_0(t)$ , é uma função somente do tempo e  $\exp(\mathbf{x}'\beta)$  é uma função somente de covariáveis invariantes no tempo. A estimação dos parâmetros  $\beta$  é realizada por meio do método de máxima verossimilhança parcial, e o exponencial de cada parâmetro pode ser interpretado como uma razão de risco. O termo “semi-paramétrico” do modelo de Cox advém do fato que, enquanto a forma funcional de  $\exp(\mathbf{x}'\beta)$  é especificada (neste caso, em forma exponencial), a forma funcional da função de risco base não necessita de especificação.

A falta de necessidade de especificar uma forma funcional para a função de risco base é uma grande vantagem do modelo de Cox em relação aos modelos paramétricos. A função de risco base pode assumir uma variedade de formatos: crescente, decrescente, em formato de sino, bimodal, etc. A escolha de seu formato afeta a estimação dos coeficientes de regressão, de forma que a escolha errada pode causar viés nos resultados. Em campos como na engenharia, quando o comportamento de certo objeto de estudo segue alguma teoria já estabelecida (por exemplo, as leis da física), a especificação de formas funcionais em modelos paramétricos não é um problema. Mas em políticas públicas isso não ocorre: uma forma funcional particular com forte base teórica não é comum (BOX-STEFFENSMEIER, BRADY, COLLIER, 2008).

Outra vantagem do modelo de Cox em relação aos modelos paramétricos é relacionada à suposição de risco proporcional, que requer que todas as observações na função de risco sigam exatamente o mesmo padrão ao longo do tempo. Enquanto em modelos paramétricos de risco proporcional (como exponencial e Weibull) não existem formas adequadas para detectar e corrigir violações à esta suposição, o mesmo não ocorre no modelo de Cox.

### 6.6.3.3 Estimação não-paramétrica

A principal técnica de estimação não-paramétrica em análise de sobrevivência consiste no estimador de Kaplan-Meier para a função de sobrevivência e o estimador de Nelson-Aalen para a função de risco acumulado. A principal desvantagem dessa técnica em relação às já mencionadas é que esta não permite a inclusão de múltiplas covariáveis na estimação, e, portanto, não emite parâmetros de coeficientes para a interpretação de riscos relacionados a características dos indivíduos analisados. Em políticas públicas e

economia, a introdução de parâmetros para covariáveis é de grande valia, e, por isso, acaba-se normalmente optando por métodos paramétricos e semi-paramétricos (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Entretanto, gráficos com fins descritivos não paramétricos do tempo geral e separações do tempo por categorias são úteis e comumente utilizadas mesmo em estudos de avaliação de programas.

Considere um caso discreto sem censura. A estimação da função de risco advém de que  $\lambda_t = \Pr (T = t_j | T \geq t_j)$ , isto é, o risco é equivalente a probabilidade condicional de um indivíduo sofrer o evento em  $t_j$ , dado que ele sobreviveu um pouco antes do tempo  $t_j$ . Dessa forma, o estimador de risco simplesmente é a razão entre o número de indivíduos cujo transição de estados já ocorreu até o tempo  $t_j$ , e o número de indivíduos em risco:

$$\hat{\lambda}_{t_j} = \frac{d_j}{r_j}. \quad (6.68)$$

A probabilidade de sobrevivência de um indivíduo até  $t_j$  é o produto da probabilidade de sobrevivência até  $t_{j-1}$  e a probabilidade condicional de sobrevivência até  $t_j$ , dado que o indivíduo tenha sobrevivido além do tempo  $t_{j-1}$ . Formalmente:

$$\hat{S}_{t_j} = \hat{S}_{t_{j-1}} \left(1 - \hat{\lambda}_{t_j}\right) = \hat{S}_{t_{j-1}} \left(1 - \frac{d_j}{r_j}\right). \quad (6.69)$$

Com a equação acima obtém-se o estimador de Kaplan-Meier para a função de sobrevivência, a qual é estimada pelo produto das probabilidades de sobrevivência a cada tempo  $t_j \leq t$ :

$$\hat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \hat{\lambda}_{t_j}) = \prod_{j|t_j \leq t} \left(1 - \frac{d_j}{r_j}\right). \quad (6.70)$$

Por sua vez, o estimador da função de risco acumulado em modelos não-paramétricos discretos pode ser obtido pelo estimador de Nelson e Aalen, dado por:

$$\hat{\Lambda}(t) = \sum_{t_j \leq t} \frac{d_j}{r_j}. \quad (6.71)$$

A partir do estimador de Nelson-Aalen, pode-se obter uma estimativa para a função de sobrevivência dada por  $\hat{S}(t) = \exp -\hat{\Lambda}(t)$ . Em amostra suficientemente grande, os estimadores de Kaplan-Meier e Nelson-Aalen para a função de sobrevivência

são similares, mas quando a amostra é pequena, utilizar o estimador via Nelson-Aalen pode ser mais vantajoso (PINTILIE, 2006).

#### 6.6.3.4 Estimação por Modelos com Mistura de Componentes

Embora os métodos já apresentados não contem com parâmetros representativos de heterogeneidade não observada, esse problema pode ser mitigado com a efetuação de um prévio procedimento de pareamento (especialmente no caso onde tal heterogeneidade é correlacionada com as variáveis observadas). Entretanto, uma “dupla robustez” pode ser obtida por meio de técnicas de análise de sobrevivência que também contam com a inserção de um parâmetro que capte o efeito de heterogeneidade não observada (SEDGLEY *et al.*, 2010). Isto é, o procedimento de mitigação deste efeito pode ser realizado duas vezes: a primeira via pareamento e a segunda por meio dos chamados modelos com mistura de componentes (“*mixture models*”), que permitem lidar com a presença de tal heterogeneidade (também chamada de efeito de fragilidade, ou *frailty effect*).

Dada essa presença e considerando quando o pareamento não for suficiente para saná-la, indivíduos que apresentam valores de covariáveis iguais podem se diferir em suas taxas de risco, e ignorá-la afetaria os resultados. Cameron e Trivedi (2005) apontam que estimações precisas em modelos de sobrevivência requerem a incorporação de efeitos de heterogeneidade não observada. A título de demonstração, considere dois grupos de egressos prisionais idênticos, A e B, e uma população com 100 indivíduos em cada grupo. Suponha que a taxa de risco de reincidência do grupo A é constante e igual a 0,6 durante determinado período, e constante e igual a 0,2 para o grupo B durante o mesmo período. Assim, no primeiro período, 60 indivíduos do grupo A e 20 indivíduos do grupo B reincidiriam. No segundo período, ocorreriam 24 reincidências no grupo A e 16 no grupo, e no terceiro período, 9,6 e 12,8 egressos reincidiram nos grupos A e B, respectivamente. Logo, a proporção agregada de transições de estado seria igual a 0,4 ( $80 \div 200$ ) no primeiro período, 0,3 ( $40 \div 120$ ) no segundo período, e de 0,28 ( $22,4 \div 80$ ) no terceiro período. Repare que a presença de heterogeneidade entre os grupos aponta para uma taxa de risco agregado decrescente, mesmo que as taxas de risco de ambos os grupos sejam constantes. Em outras palavras, negligenciar o efeito da heterogeneidade, quando presente, pode resultar na estimação de uma taxa de risco diferente da real.

Enquanto, por exemplo, a distribuição no modelo exponencial padrão é especificada pela média condicional do tratamento em termos de covariáveis exógenas observadas,  $E(T|X)$ , em modelos com mistura de componentes adiciona-se o termo  $v_i$ , representativo de heterogeneidade não observada para o indivíduo  $i$ , isto é,  $E(t_i|x_i, v_i)$ . Nesses modelos, uma forma funcional que liga  $t_i$  a  $(x_i, v_i)$  deve ser especificada. Cameron e Trivedi (2005) citam que, comumente, a média exponencial com erros multiplicativos é utilizada, devido à sua conveniência matemática, e uma vez que erros do tipo aditivos poderiam violar a não-negatividade de  $t_i$ . Por outro lado, a heterogeneidade multiplicativa resultante desse modelo pode causar uma inflação em sua variância. Seguindo os autores, considere um modelo de risco proporcional exponencial com heterogeneidade não observada multiplicativa:

$$\lambda(t|x, v) = \lambda_0(t) \exp(x'\beta)v, \quad v > 0. \quad (6.72)$$

Com a suposição de que  $v$  é independente dos regressores e do tempo de censura, obtêm-se a expressão do risco base ao integrá-lo:

$$\begin{aligned} \lambda_0(t) &= \lambda(t|x, v) \exp(-x'\beta) v^{-1}, \\ \int \lambda_0(u) du &= \exp(-x'\beta) v^{-1} \int \lambda(u|x, v) du, \\ \ln[\int \lambda_0(u) du] &= -x'\beta - \ln v + \varepsilon, \end{aligned} \quad (6.73)$$

sendo  $\varepsilon = \ln \int \lambda(u|x, v) du$ . Note que, para  $E(v) = 1$ , a taxa de risco é equivalente à de um indivíduo médio, mas será maior caso  $v > 1$ , ou menor caso  $v < 1$ .

Os modelos com mistura de componentes também requerem uma especificação para a distribuição de  $v$ . A distribuição Gamma é muito utilizada na literatura por possuir suporte em valores positivos, em linha com a propriedade de  $v_i > 0$ . Sua utilização também permite soluções marginais fechadas quando combinadas com a Exponencial ou a Weibull. A função de densidade Gamma é definida como:

$$f(v) = \frac{\delta^k}{\Gamma(k)} \exp(-\delta v) v^{k-1}, \quad (6.74)$$

em que  $\Gamma(k)$  é a função Gamma, cuja esperança é igual a  $E(v) = k/\delta$ , e  $V(v) = k/\delta^2$ . Ao normalizar  $E(v) = 1$ ,  $k = \delta$  e  $V(v) = 1/\delta$ . Ainda considerando uma distribuição

Gamma para  $v$ , pode-se obter a função de sobrevivência incondicional ao integrar a função de sobrevivência condicionada a  $v$ :

$$S(t|x) = \int_0^\infty f(v)S(t|x, v)dv = [1 + (\mu t^\alpha/\delta)]^{-\delta}, \quad (6.75)$$

sendo  $\mu = \exp(-x'\beta)$ . Note que, caso  $\alpha = 1$ , especifica-se um modelo exponencial, enquanto quando  $E(v) = 1$ , o modelo é do tipo Weibull. Por consequência, a função de risco incondicional a  $v$  é:

$$\lambda(t|x) = \mu\alpha(\mu t)^\alpha S(t|x)^{-\delta}. \quad (6.76)$$

Em suma, a Tabela 5 apresenta as funções de densidade, sobrevivência e risco para os modelos com mistura de componentes do tipo Weibull-Gamma e Exponencial-Gamma.

**Tabela 5 - Funções Densidade, Sobrevivência e Risco - Weibull-Gamma/Exponencial-Gamma**

Função	Weibull-Gamma	Exponencial-Gamma
Densidade Incondicional	$f(t) = \mu\alpha t^{\alpha-1} \left[ 1 + \left(\frac{\mu t^\alpha}{\delta}\right)^{-\delta+1} \right]$	$f(t) = \mu \left[ 1 + \left(\frac{\mu t}{\delta}\right) \right]^{-(\delta+1)}$
Sobrevivência Incondicional	$S(t) = \left[ 1 + \left(\frac{\mu t^\alpha}{\delta}\right)^{-\delta} \right]$	$S(t) = \left[ 1 + \left(\frac{\mu t}{\delta}\right) \right]^{-\delta}$
Risco Incondicional	$\lambda(t) = \mu\alpha t^{\alpha-1} \left[ 1 + \left(\frac{\mu t^\alpha}{\delta}\right)^{-1} \right]$	$\lambda(t) = \mu \left[ 1 + \left(\frac{\mu t}{\delta}\right) \right]^{-1}$

Fonte: Elaboração Própria.

Uma vantagem do modelo Weibull-Gamma é a sua opção de permitir riscos crescentes ou decrescentes. Todavia, deve-se testar todos os modelos disponíveis para que se apresente, como resultados finais, aquele que melhor se ajustou aos dados.

Cumpra assinalar, novamente, que, mesmo após o procedimento de pareamento e as técnicas aqui descritas, a limitação da metodologia apresentada resta no fato de que se pode ainda existir viés de seleção na amostra. Tal problema pode ser significativamente reduzido pelas técnicas aplicadas, mas não se pode excluir a possibilidade da existência de covariáveis não incluídas nos modelos de estimação que impactam os resultados de regressão.

## **7 CARACTERÍSTICAS DOS ESTABELECIMENTOS PENAIS CATARINENSES**

Tendo em vista que este relatório propõe analisar e identificar as causas determinantes da reincidência dos egressos dos estabelecimentos prisionais, é necessário que se faça uma distinção e descrição de seus serviços e infraestrutura, que, de alguma forma, podem impactar as taxas de reincidência locais.

As unidades prisionais não possuem características homogêneas entre si, apresentando diferentes padrões de estruturas e nem sempre são oferecidos os mesmos tipos de serviço e assistência. Nesse sentido, convém fazer uma análise das condições dos estabelecimentos prisionais e dos respectivos serviços ofertados, tais como:

1. Há oferta de trabalho?
2. Existe acesso à educação formal?
3. A unidade prisional dispõe de uma biblioteca para uso dos detentos?
4. A unidade prisional oferece serviços de saúde?
5. Quais são os regimes penais atendidos por tipo de unidade?

Em 20/08/2018, foi solicitado à SAP/SC uma breve resposta a essas perguntas para cada unidade prisional do Estado, referindo-se ao período de 2014 a 2018. A seguir, apresenta-se um resumo da resposta da Secretaria.

### **7.1 OFERTA DE TRABALHO**

Conforme documentos enviados pela SAP/SC, observou-se que todas unidades prisionais da região de Grande Florianópolis ofereceram trabalho aos detentos, internamente ou através de parcerias. Foram oferecidas atividades laborais no ramo de serviços automotivos, logística, serviços gerais, obras e manutenção, manufatura, serviços alimentícios, malharia, marcenaria, entre outros. A Penitenciária de São Pedro de Alcântara e a Colônia Agrícola de Palhoça se destacam por serem, de acordo com o banco de dados extraídos do Ipen, as unidades com maior proporção de presos que trabalharam, no período analisado de 2014 a 2018, por mais de 30 dias durante seu tempo encarcerado (73,98% e 65,95%, respectivamente).

Em relação à região Sul, os documentos da SAP indicam que todos os estabelecimentos possuíam ao menos um convênio com empresas externas. Dentre as atividades oferecidas, estavam: serviços gerais, logística, manufatura, serviços alimentícios, entre outras. A Penitenciária Feminina de Criciúma não pôde fornecer informações sobre este e outros questionamentos, visto que iniciou suas atividades recentemente. As unidades da região Sul com maior proporção de presos que trabalharam ao menos 30 dias no período analisado foram a Penitenciária Sul de Criciúma (55,88%) e a UPA de Imbituba (48,57%).

Estabelecimentos prisionais da região Norte também ofertaram trabalho através de convênios com empresas. Destaca-se o Presídio Regional de Jaraguá do Sul e a Penitenciária Industrial de Joinville pela elevada oferta de empregos industriais, que corresponde ao peso que esses setores têm na economia da região. Enquanto 41,94% dos presos liberados da Penitenciária Industrial de Joinville entre 2014 e novembro de 2018 trabalharam por no mínimo um mês, no Presídio de Jaraguá do Sul essa estatística foi equivalente a 34,10%. Por outro lado, a SAP informou que o Presídio Regional de Mafra não ofereceu nenhuma oportunidade de trabalho entre 2016 e 2018 e a UPA São Francisco do Sul ofertou apenas quatro vagas nesse mesmo período (consequentemente, ao considerar o período completo de 2014 a 2018, observou-se que somente 11,24% e 13,64% dos presos trabalharam no Presídio de Mafra e na UPA de São Francisco do Sul, respectivamente). A UPA de Canoinhas, entretanto, foi a unidade com menor disponibilidade de trabalho na região: somente nove dos 221 presos liberados pela unidade apresentaram histórico superior a 30 dias de trabalho durante o tempo preso.

No que concerne à região do Vale do Itajaí, os documentos da SAP identificaram que, em 2018, somente a UPA de Itapema não ofertou trabalho aos presos por meio de convênio e/ou serviços internos na região. Esse estabelecimento prisional já havia firmado convênio com a prefeitura do município para oferta de trabalho, no entanto, o programa, em 2018, encontrava-se paralisado por falta de pagamento. Ainda assim, o Ipen apontou que, entre 2014 e 2018, somente oito dos 279 presos liberados da UPA Itapema possuíam registro de trabalho na prisão. O Complexo Penitenciário do Vale do Itajaí apresentou a maior e a menor proporção de presos trabalhando na região: enquanto no setor penitenciário 56,38% dos presos trabalharam um período superior a um mês, a mesma estatística valia somente 2,63% no setor presidiário da unidade. As empresas

presentes nas unidades dessa região pertencem aos setores têxtil e vestuário, alimentício, construção civil, montagem, reciclagem e serviços gerais.

Os estabelecimentos prisionais da região Serrana ofertaram trabalho através de convênios e serviços internos, com exceção da UPA de Campos Novos, que ofereceu apenas trabalho interno (somente dez dos 164 presos liberados no período analisado apresentaram histórico de trabalho pelo Ipen). O Presídio Masculino de Lages é a unidade prisional da região Serrana com maior proporção de presos que trabalharam por um período superior a um mês (33,33%).

Por fim, assim como nas outras regiões, constatou-se que as unidades prisionais da região Oeste também ofereceram trabalho aos presos por meio de parcerias e convênios e, em alguns casos, através de serviços internos, embora em menores quantidades que outras regiões. No Presídio de Concórdia, no Presídio de Xanxerê e no Presídio de Caçador, somente 2,3%, 3,9%, 5,0% dos presos trabalharam por um período superior a um mês, respectivamente. O Presídio Regional de Joaçaba foi a unidade da região e a 12ª unidade do estado com maior oferecimento de trabalho, onde 33,26% dos presos liberados entre 2014 e 2018 possuem registro de trabalho durante o tempo preso.

A Tabela 6 apresenta os resultados dessa análise com base nas informações obtidas pelo Ipen e considerando toda população carcerária liberada do sistema entre janeiro de 2014 e novembro de 2018 com tempo mínimo de prisão de 30 dias, incluindo os presos provisórios e aqueles cumprindo regime aberto de reclusão. Além de apresentar os resultados quanto à oferta de trabalho por unidade prisional, a Tabela 6 também expõe os resultados da disponibilização de educação, que serão detalhados na próxima subseção.

**Tabela 6 – Oferta de trabalho e educação por unidade prisional (01/2014 a 11/2018)**

Unidade prisional	Total de presos *	Trabalho ≥ 30 dias	% para trabalho	Estudo ≥ 30 dias	% para estudo
Araranguá - Presídio	669	73	10,91%	1	0,15%
Barra Velha - UPA	229	38	16,59%	7	3,06%
Biguaçu - Presídio	325	50	15,38%	13	4,00%
Blumenau - Penitenciária Industrial	8	2	25,00%	0	0,00%
Blumenau - Presídio	1056	331	31,34%	9	0,85%
Brusque - UPA	197	43	21,83%	22	11,17%
Caçador - Presídio	560	28	5,00%	6	1,07%
Campos Novos - UPA	164	10	6,10%	2	1,22%
Canoinhas - UPA	221	9	4,07%	0	0,00%
Chapecó - Penitenciária	738	164	22,22%	19	2,57%

Chapecó - Penitenciária Industrial	10	1	10,00%	0	0,00%
Chapecó - Presídio	756	49	6,48%	4	0,53%
Concórdia - Presídio	260	6	2,31%	0	0,00%
Criciúma - Penitenciária Sul	102	57	55,88%	1	0,98%
Criciúma - Presídio	1656	496	29,95%	13	0,79%
Curitibanos - Penitenciária	764	156	20,42%	3	0,39%
Florianópolis - Casa Albergado	1143	77	6,74%	5	0,44%
Florianópolis - HCTP	150	3	2,00%	2	1,33%
Florianópolis - Penitenciária	1871	309	16,52%	39	2,08%
Florianópolis - Presídio Feminino	408	190	46,57%	19	4,66%
Florianópolis - Presídio Masculino	476	58	12,18%	1	0,21%
Imbituba - UPA	70	34	48,57%	15	21,43%
Indaial - UPA	180	33	18,33%	3	1,67%
Itajaí - CPVI - Penitenciária	635	358	56,38%	24	3,78%
Itajaí - CPVI - Presídio	1523	40	2,63%	11	0,72%
Itajaí - Presídio	549	178	32,42%	9	1,64%
Itapema - UPA	279	8	2,87%	3	1,08%
Jaraguá Do Sul - Presídio	742	253	34,10%	9	1,21%
Joaçaba - Presídio Regional	448	149	33,26%	12	2,68%
Joinville - Penitenciária Industrial	844	354	41,94%	158	18,72%
Joinville - Presídio	1867	92	4,93%	209	11,19%
Lages - Presídio Masculino	54	18	33,33%	0	0,00%
Lages - Presídio Regional	699	161	23,03%	39	5,58%
Laguna - UPA	196	53	27,04%	1	0,51%
Mafra - Presídio	534	60	11,24%	9	1,69%
Maravilha - UPA	101	7	6,93%	5	4,95%
Palhoça - Colônia Agrícola	843	556	65,95%	76	9,02%
Porto União - UPA	137	64	46,72%	38	27,74%
Rio do Sul - Presídio	520	30	5,77%	13	2,50%
São Cristóvão do Sul - Penitenciária Industrial	73	17	23,29%	0	0,00%
São Francisco do Sul - UPA	198	27	13,64%	3	1,52%
São Joaquim - UPA	118	15	12,71%	0	0,00%
São José do Cedro - UPA	85	15	17,65%	1	1,18%
São Miguel do Oeste - UPA	284	39	13,73%	6	2,11%
São Pedro de Alcântara - Penitenciária	319	236	73,98%	35	10,97%
Tijucas - Presídio	107	14	13,08%	5	4,67%
Tubarão - Presídio Masculino	885	182	20,56%	2	0,23%
Tubarão - Presídio Regional Feminino	123	41	33,33%	14	11,38%
Videira - UPA	365	20	5,48%	1	0,27%
Xanxerê - Presídio	513	20	3,90%	1	0,19%
Central Audiência de Custódia de Araranguá, Chapecó, Florianópolis, Jaraguá, Joinville e Mafra	41	2	4,88%	0	0,00%

Outras Unidades	18	3	16,67%	0	0,00%
<b>Total Geral</b>	<b>25113</b>	<b>5229</b>	<b>20,82%</b>	<b>868</b>	<b>3,46%</b>

\* considerando presos condenados e provisórios, incluindo 360 pessoas em regime aberto.

Fonte: elaboração própria com base em dados da SAP/SC.

## 7.2 ACESSO À EDUCAÇÃO, LEITURA E ATIVIDADES DESPORTIVAS

Em relação ao acesso à educação nas prisões, documentos da SAP/SC referentes ao segundo semestre de 2018 indicaram que maior parte das unidades prisionais ofereceu aos detentos a possibilidade de cursar o ensino fundamental, o ensino médio e cursos de qualificação e profissionalização através do Pronatec, além da oferta de programas de alfabetização. Em alguns estabelecimentos, houve também detentos cursando ensino superior. Grande parte dos presos participantes dos programas de educação estava inserida no ensino fundamental, seguido pelos programas de alfabetização e de cursos técnicos e de qualificação profissional. Entretanto, cabe ressaltar a baixa participação em atividades educacionais no período entre 2014 e novembro de 2018: de acordo com dados do Ipen, somente 3,46% dos presos estudaram por um período superior a um mês durante o tempo preso. Em entrevista com servidores da SAP/SC, foi informado que a oferta de educação vem se expandindo nos últimos anos, e que, atualmente, a porcentagem de presos estudando aumentou significativamente (reportagem do G1 publicada em 19/10/2018 apontou que, naquele momento, 14% dos presos estudavam nas unidades prisionais e 47% dos presídios e penitenciárias ofereciam aulas. Número de detentos no programa era de 2,8 mil). Ainda assim, pôde-se observar a existência de unidades onde não haviam presos estudando em 2018.

Conforme os documentos enviados (e não pela base de dados extraída do Ipen), as unidades do Estado que não ofereciam atividades educacionais no momento do envio das informações em outubro de 2018 eram: UPA São Francisco do Sul e UPA São José do Cedro. A UPA de Campos Novos, na região Serrana, não ofereceu informações em relação a oferta de escolaridade, apenas informando que não possui biblioteca nem programa de remição por leitura.

Já pelos dados extraídos do Ipen (ver Tabela 6), constatou-se que em 33 das 50 unidades prisionais analisadas, menos de dez presos estudaram por um período superior a um mês na prisão, considerando presos provisórios e condenados. No Presídio de Araranguá, somente um dos 669 presos liberados entrou nessa estatística, enquanto no

Presídio de Blumenau, foram somente 9 dos 1.056 presos liberados entre 2014 e novembro de 2018. Outras unidades que se destacaram negativamente pela baixa oferta de educação foram: Presídio de Caçador, UPA de Canoinhas, Presídio de Chapecó, Penitenciária Sul de Criciúma, Penitenciária de Curitiba, Presídio Masculino de Florianópolis, Presídio de Itajaí, Presídio de Jaraguá do Sul, Presídio de Mafra, Presídio de Tijucas, Presídio Masculino de Tubarão e Presídio de Xanxerê.

Por outro lado, merece destaque as unidades que mais ofertaram educação durante o período analisado. São elas: UPA de Brusque, UPA de Imbituba, Penitenciária Industrial de Joinville, Presídio de Joinville, UPA de Porto União, Penitenciária de São Pedro de Alcântara e Presídio Regional Feminino de Tubarão.

Destaca-se também o termo de cooperação assinado em junho de 2019 entre o Deap e os Cejas (Centros de Educação de Jovens e Adultos) para oferta de educação para cinco mil presos, fortalecendo o atendimento educacional aos apenados em Santa Catarina fundamentado pelo Plano Estadual de Educação em Prisões.

A Lei de Execução Penal prevê remição de pena, não só através do trabalho, mas também através de estudo e leitura. Nesse sentido, é importante que os estabelecimentos penais possuam estrutura para abrigar uma biblioteca.

Dos estabelecimentos prisionais do estado, nove não possuía ainda uma biblioteca. UPA Canoinhas, UPA São Francisco do Sul, UPA Barra Velha (biblioteca em construção), UPA Campos Novos e UPA Maravilha também não contam com remição de pena por leitura. Por sua vez, o Presídio Regional de Concórdia, o de Joaçaba, o de Xanxerê e a UPA São José do Cedro ofereceram o programa de remissão por leitura a seus internos, ainda que não possuísse biblioteca.

Entre os estabelecimentos que contavam com uma biblioteca, alguns ainda não contavam com o programa de remissão por leitura, como a Penitenciária Sul de Criciúma, o Presídio Masculino de Tubarão, o Complexo Penitenciário do Vale do Itajaí, o Presídio Regional de Rio do Sul, a UPA de Indaial e a de Porto União.

Em relação às atividades desportivas, grande parte dos estabelecimentos afirmou que não havia a prática. Algumas permitiam que os detentos jogassem futebol ou outro esporte durante o banho de sol. Destacam-se o Presídio Regional de Criciúma, que ofertou

aulas de educação física com oito alunos e o Complexo Penitenciário do Vale do Itajaí, que também oferece aulas de educação física, através do CEJA.

### 7.3 ACESSO À SAÚDE

Não são todos os estabelecimentos prisionais que possuem uma Unidade Básica de Saúde ou estrutura similar para prestar atendimentos aos internos. O Presídio Regional de Tijucas, o de Araranguá, o de Xanxerê, o Presídio Feminino de Tubarão, as UPA's de Canoinhas, São Francisco do Sul, Itapema, Indaial, Videira, Maravilha, São José do Cedro e a Penitenciária Industrial de Joinville, a Penitenciária da Região de Curitiba e o Presídio Regional de Xanxerê não possuem tais estruturas. Cabe ressaltar que o Presídio Regional de Tijucas oferece uma enfermeira, apesar de não possuir uma unidade básica de saúde, e as UPA's de São Francisco do Sul e de Canoinhas disponibilizam atendimento em convênio com a prefeitura municipal.

Em relação à assistência psicológica, a maioria dos estabelecimentos de Santa Catarina oferece profissional capacitado atuando internamente, embora alguns ainda não contem com esse serviço. No entanto, em relação ao tratamento a dependentes químicos, o Estado deixa a desejar. A grande maioria dos estabelecimentos prisionais não disponibiliza tratamento a dependentes químicos. Dos que ofertam, são poucos os que contam com profissionais e atendimento psiquiátrico dentro da unidade prisional.

### 7.4 REGIMES PENAIS ATENDIDOS

De acordo com a Lei de Execução Penal, as penitenciárias somente deveriam permitir detentos cumprindo pena em regime fechado (art. 87). As Cadeias Públicas (UPAs e Presídios) por sua vez, são destinadas a presos provisórios, portanto não poderiam atender nenhum regime de cumprimento de pena (art. 102). Teoricamente, apenas as Colônias Agrícolas, Industriais ou similares abrigariam detentos cumprindo pena em regime semiaberto (art. 91), enquanto as Casas de Albergado permitiriam condenados cumprindo pena em regime aberto (art. 93).

No entanto, é comum no Estado a aceitação nas penitenciárias, presídios e UPAs de apenados cumprindo pena em regime semiaberto, bem como presos provisórios. Além

disso, muitos detentos cumprindo pena em regime fechado a cumprem em presídios e UPA's, conforme corroborado pelos dados do Ipen.

## **8 PERFIL DA POPULAÇÃO CARCERÁRIA CATARINENSE E TRATAMENTO DOS DADOS**

O presente relatório utilizou os dados fornecidos pela Secretaria de Administração Prisional e Socioeducativa do Estado de Santa Catarina em 09/11/2018. A base de dados original, contendo 62.781 registros, consiste nos casos de presos que tiveram liberdade decretada entre 01/01/2013 e 30/06/2016.

As variáveis de tratamento de estudo e trabalho foram categorizadas de forma que se consideraram tratados o caso onde o indivíduo trabalhou ou estudou por no mínimo 30 dias. Essa delimitação temporal pode ser considerada arbitrária, mas é necessária para garantir exposição suficiente dos presos aos programas. Ela está de acordo com outros trabalhos da área, citando o exemplo de Sedgley *et al.* (2010), que foi ainda mais conservador e estabeleceu um limite de 90 dias para que os indivíduos fossem considerados tratados.

Dos 62.781 registros iniciais, procedeu-se com as seguintes exclusões de dados: (1) observações com informações de data de ingresso faltantes, restando 51.743 registros; (2) oito pessoas com data de morte antes ou igual a data de liberação; (3) nove indivíduos cuja idade de ingresso era inferior aos 18 anos e seis indivíduos cuja idade de ingresso ou liberação eram superiores aos 100 anos; (4) indivíduos cujo tempo preso foi inferior a 30 dias, de forma que as observações na base de dados ficassem consistentes com a delimitação optada para as variáveis de tratamento. Após essas exclusões, a base de dados contou com 25.180 observações, incluindo presos provisórios e condenados.

Conforme conceito de reincidência utilizado e mencionado na subseção 4.4, consideraram-se, para as análises deste relatório, somente os presos condenados na prisão primária. Dessa forma, para as tabelas descritivas e os resultados que serão apresentados, a amostra de presos resultante foi de 3.394 presos. Embora esse total de presos condenados possa parecer um quantitativo pequeno para o período de três anos e meio, aponta-se que em janeiro de 2019, havia 7.961 indivíduos condenados ainda foragidos ou com mandados de prisão pendentes de cumprimento em Santa Catarina, conforme dados do Banco Nacional de Monitoramento de Prisões (CNJ/BNMP).

A seguir, prosseguiu-se a tratar a base de dados a fim de categorizar as variáveis qualitativas. Para as variáveis cujo valor pode ser expresso como ausência ou presença de

determinada característica, foi usada a categorização por *dummies*: 0 para ausência de determinada característica e 1 para a presença de determinada característica. Um exemplo é a variável “Reincidência”, que possui valor 0 para casos em que o indivíduo não reincidiu e 1 para casos em que houve reincidência após a liberação. Para variáveis multicatóricas, procedeu-se também da mesma forma, mas com cada algarismo indicando uma determinada categoria de análise. Tome como exemplo a variável “Escolaridade”. Essa variável possui diversos valores que representam o nível de escolaridade de cada registro de indivíduo preso (Ensino Fundamental Incompleto, Ensino Médio Completo, analfabeto, etc.). Existem sete níveis de escolaridade para esta análise, que vai de 0 (não alfabetizado, semialfabetizado ou alfabetizado) à 5 (Ensino Superior Completo e níveis superiores) e 6 (não informado). Ressalva-se aqui que algumas variáveis categóricas apresentaram dados não informados, e procedeu-se com recomendações de Hansen (2004) de categorizar dados não informados como uma classe própria.

As Tabelas 7 a 27 contêm uma descrição do perfil dos presos condenados, apresentando medidas de proporção gerais e percentuais de reincidência por categorias.

**Tabela 7 – Perfil de presos condenados e reincidência: Sexo**

Sexo	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Masculino	3103	91,43%	1587	51,14%
Feminino	291	8,57%	119	40,89%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

A Tabela 7 indica que 91,43% da população carcerária condenada é composta por homens, enquanto 8,57% são mulheres. Homens são mais propensos a reincidir, com uma taxa de reincidência observada de 51,14%. Mulheres reincidem a uma taxa de 40,89%.

**Tabela 8 – Perfil de presos condenados e reincidência: Raça**

Raça	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Amarela	73	2,15%	34	46,58%
Branca	2091	61,61%	1032	49,35%
Parda	67	1,97%	20	29,85%
Negra	881	25,96%	466	52,89%
Não informada	282	8,31%	154	54,61%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Observa-se que 61,61% dos presos condenados se autodeclararam como brancos e 25,96% como negros, representando um perfil distinto do apontado pelo Censo de 2010, onde 83,97% da população catarinense era composta por indivíduos que se autodeclararam brancos e 2,9% negros. Logo, identifica-se que a população carcerária catarinense possui uma proporção de negros bastante superior ao perfil demográfico estadual. Pardos são o grupo com menor taxa de reincidência, embora essa raça represente um pequeno grupo dos presos condenados. Negros possuem a maior taxa de reincidência, aproximadamente três pontos percentuais acima da reincidência observada em brancos.

**Tabela 9 – Perfil de presos condenados e reincidência: Registro de mãe**

Mãe	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Registro	3387	99,79%	1700	50,19%
Sem registro/Desconhecida	7	0,21%	6	85,71%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Somente 0,21% dos presos condenados não declararam nome de mãe no Ipen. Embora essa seja uma proporção extremamente pequena e não necessariamente indicativa de ausência de mãe na criação ou na vida do indivíduo, seis dos sete que não declararam nome de mãe reincidiram: uma proporção equivalente a 85,71%, muito superior aos 50,19% de reincidência daqueles que indicaram nome de mãe no momento do preenchimento de seus dados no Ipen.

**Tabela 10 – Perfil de presos condenados e reincidência: Registro de pai**

Pai	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Registro	2779	81,88%	1419	51,06%
Sem registro / Desconhecido	615	18,12%	287	46,67%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Entretanto, um cenário distinto é observado no registro de nome de pai em relação ao registro de nome de mãe: 18,12% não declararam nome de pai no momento da prisão. A taxa de reincidência entre aqueles com registro e aqueles sem registro de nome de pai

não é distante: menos de quatro pontos percentuais separam as taxas de reincidência dos grupos, indicando que a variável *proxy* para presença de pai não é um fator determinante para a redução na taxa de reincidência.

**Tabela 11 – Perfil de presos condenados e reincidência: Registro de filhos**

Filhos	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não	2508	73,90%	1335	53,23%
Sim	886	26,10%	371	41,87%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Nota-se que 26,1% dos presos condenados declararam possuir filho(s). Desses, 41,87% reincidiu, enquanto 53,23% daqueles que declararam não possuir filho reincidiram, indicando que possuir filhos pode ser um fator determinante na redução da probabilidade de reincidência.

**Tabela 12 – Perfil de presos condenados e reincidência: Religião**

Religião	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Afro, Budista, Espírita, Islâmica ou Judaica	25	0,74%	15	60,00%
Ateísmo	37	1,09%	27	72,97%
Católica	1809	53,30%	880	48,65%
Evangélica, Protestante, Luterana ou Jeová	533	15,70%	278	52,16%
Não Informada	990	29,17%	506	51,11%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Observa-se que indivíduos que se autodeclararam ateus são os que mais reincidem: 72,97% desses voltaram ao sistema prisional. Católicos representam a religião com menor reincidência e predominância no perfil dos presos condenados.

**Tabela 13 – Perfil de presos condenados e reincidência: Escolaridade**

Escolaridade	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Analfabeto, semialfabetizado e alfabetizado	165	4,86%	75	45,45%
Ensino fundamental incompleto	1689	49,76%	875	51,81%
Até ensino médio incompleto	967	28,49%	508	52,53%

Ensino médio completo	393	11,58%	194	49,36%
Até ensino superior incompleto	88	2,59%	31	35,23%
Ensino superior completo	36	1,06%	9	25,00%
Não Informada	56	1,65%	14	25,00%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

A Tabela 13 indica que 83,11% dos presos condenados não possuem o ensino médio completo, representando uma grande defasagem escolar nessa população. Somente 15,23% possuem, no mínimo, o ensino médio completo e pouco mais de 1% dos presos possuem ensino superior completo. Observa-se que a reincidência para presos com ensino superior incompleto ou completo é significativamente inferior às taxas de reincidência de presos com somente educação básica, completa ou incompleta.

**Tabela 14 – Perfil de presos condenados e reincidência: Regime de reclusão**

Regime de reclusão	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Aberto	360	10,61%	244	67,78%
Semiaberto	1291	38,04%	669	51,82%
Fechado	1464	43,13%	633	43,24%
Não informado	279	8,22%	160	57,35%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Constata-se pela Tabela 14 que presos em regime aberto de reclusão consistem na população com maior taxa de reincidência, 67,78%, e menor proporção de representatividade, 10,61%. Por outro lado, aqueles que cumpriram condenação em regime fechado apresentaram uma taxa de reincidência abaixo dos outros regimes de reclusão e maior frequência na população carcerária condenada.

**Tabela 15 – Perfil de presos condenados e reincidência: Declaração de prévio emprego**

Prévio emprego	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não	2165	63,79%	1032	47,67%
Sim	1229	36,21%	674	54,84%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Uma hipótese inicial de que ter emprego antes da prisão indicaria um perfil de pessoas menos propensas a reincidir não é observada nos dados, conforme exposto pela Tabela 15. Enquanto 54,84% dos presos que autodeclararam possuir emprego antes da prisão reincidiram, 47,67% daqueles que não declararam emprego voltaram à prisão. Entretanto, cabe apontar que não há uma conferência para confirmação dos dados de prévio emprego, sendo esta informação obtida somente com a declaração do preso no momento do preenchimento da base de dados do Ipen. O “índice de desemprego” dos presos condenados foi de 63,79% durante o período analisado.

**Tabela 16 – Perfil de presos condenados e reincidência: Evasão**

Evasão	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não	3156	92,99%	1561	49,46%
Sim	238	7,01%	145	60,92%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

**Tabela 17 – Perfil de presos condenados e reincidência: Fuga**

Fuga	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não	3334	98,23%	1669	50,06%
Sim	60	1,77%	37	61,67%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

As Tabelas 16 e 17 indicam que 7,01% dos presos condenados evadiram, enquanto 1,77% fugiram. O impacto na reincidência em ambos os casos é similar: aproximadamente 60% daqueles que evadiram ou fugiram reincidiram, em comparação com 50% de reincidência dos indivíduos que não evadiram nem fugiram.

**Tabela 18 – Perfil de presos condenados e reincidência: Estado civil**

Estado Civil	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Casado ou União Estável	1453	42,81%	703	48,38%
Divorciado, Desquitado ou Separado	150	4,42%	68	45,33%
Solteiro	1453	42,81%	814	56,02%
Viúvo	28	0,82%	16	57,14%
Não Informado	310	9,13%	105	33,87%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Verifica-se que a base de dados de presos condenados apresenta a mesma proporção de solteiros e casados/união estável, com maior taxa de reincidência entre aqueles solteiros (56,02% contra 48,38%). Entretanto, o estado civil que mais reincidiu no período foram os viúvos, com taxa de reincidência observada de 57,14%, embora esse estado civil tenha uma representação muito pequena em toda base de dados.

**Tabela 19 – Perfil de presos condenados e reincidência: Visitas conjugais**

Visitas conjugais	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Nenhuma visita	3010	88,69%	1553	51,60%
De uma a 10 visitas	307	9,04%	123	40,07%
De 11 a 20 visitas	64	1,89%	27	42,19%
Acima de 20 visitas	13	0,38%	3	23,08%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

A variável “visitas conjugais” exerce o papel de uma variável *proxy* para situação conjugal do indivíduo, complementando a variável “estado civil”, isto é, embora um indivíduo pode ser identificado como casado, a quantidade de visitas conjugais pode ser uma variável mais real sobre a condição conjugal da pessoa. A Tabela 19, de modo geral, indica uma relação inversa entre visitas conjugais e reincidência: quanto maior a quantidade de visitas conjugais, menor a taxa de reincidência, embora não pareça haver diferença significativa entre os grupos de uma a dez e onze a vinte visitas conjugais. Adicionalmente, observa-se que somente 2,27% dos presos condenados tiveram mais que 10 visitas durante o tempo preso.

**Tabela 20 – Perfil de presos condenados e reincidência: Visitas normais**

Visitas normais	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Nenhuma visita	1344	39,60%	713	53,05%
De uma a 50 visitas	1628	47,97%	821	50,43%
De 51 a 100 visitas	289	8,52%	123	42,56%
De 101 a 200 visitas	115	3,39%	41	35,65%
Acima de 200 visitas	18	0,53%	8	44,44%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Verifica-se também uma relação inversa entre visitas normais e taxa de reincidência até o grupo de 101 a 200 visitas: quanto maior a quantidade de visitas normais, menor tende a ser a taxa de reincidência. Por outro lado, os presos que receberam mais que 200 visitas durante o tempo preso apresentaram uma taxa de reincidência de 44,44%, superior àqueles que receberam entre 51 e 200 visitas e inferior àqueles que não receberam nenhuma visita ou menos que 50 visitas. Assim como a variável “visitas conjugais”, a variável “visitas normais” é considerada com o objetivo de captar presença efetiva de familiares na vida do detento.

**Tabela 21 – Perfil de presos condenados e reincidência: Assistência psicológica**

Assistência Psicológica	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não	2802	82,56%	1433	51,14%
Sim	592	17,44%	273	46,11%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Nota-se pela Tabela 21 que o grupo de detentos que recebeu assistência psicológica na prisão, 17,44% da amostra, reincidiu a uma taxa de reincidência cinco pontos percentuais menor do que o grupo que não recebeu nenhum tipo de assistência psicológica.

**Tabela 22 – Perfil de presos condenados e reincidência: Idade liberação**

Idade na liberação	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Menor que 25 anos	941	27,73%	612	65,04%
[25 anos, 30 anos)	742	21,86%	398	53,64%
[30 anos, 35 anos)	573	16,88%	287	50,09%
[35 anos, 40 anos)	390	11,49%	161	41,28%
[40 anos, 50 anos)	456	13,44%	162	35,53%
[50 anos, 60 anos)	195	5,75%	59	30,26%
≥ 60 anos	97	2,86%	27	27,84%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

A Tabela 22 indica uma amostra de menores de 25 anos com tamanho significativo na base de dados analisada (27,73% dos detentos liberados entre janeiro de 2013 e dezembro de 2016 saíram da prisão com menos de 25 anos). Desses, 65,04% reincidiram, sendo esta a maior taxa de reincidência entre todos os grupos etários demonstrados na Tabela 22. Sem exceções, observa-se uma relação decrescente entre idade na liberação e taxa de reincidência, indicando uma visível redução na chance de reincidir à medida que o indivíduo envelhece. Aqueles maiores de 60 anos, reincidiram a uma taxa de 27,84%, 37 pontos percentuais abaixo do grupo de menores de 25 anos. A idade média dos presos é de 31 anos no momento do ingresso no sistema prisional e de 33 anos no momento da liberação, com tempo preso médio de aproximadamente dois anos.

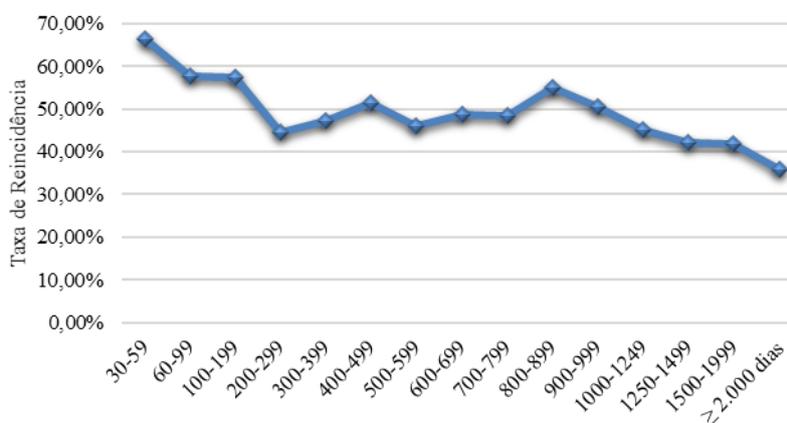
**Tabela 23 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tempo preso**

Tempo preso	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
[30 dias, 60 dias)	214	6,31%	142	66,36%
[60 dias, 100 dias)	277	8,16%	160	57,76%
[100 dias, 200 dias)	507	14,94%	291	57,40%
[200 dias, 300 dias)	408	12,02%	182	44,61%
[300 dias, 400 dias)	404	11,90%	191	47,28%
[400 dias, 500 dias)	198	5,83%	102	51,52%
[500 dias, 600 dias)	170	5,01%	78	45,88%
[600 dias, 700 dias)	168	4,95%	82	48,81%
[700 dias, 800 dias)	173	5,10%	84	48,55%
[800 dias, 900 dias)	129	3,80%	71	55,04%
[900 dias, 1.000 dias)	115	3,39%	58	50,43%
[1.000 dias, 1.250 dias)	204	6,01%	92	45,10%
[1.250 dias, 1.500 dias)	147	4,33%	62	42,18%
[1.500 dias, 2.000 dias)	174	5,13%	73	41,95%
≥ 2.000 dias	106	3,12%	38	35,85%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

A Tabela 23 aponta, em termos gerais, uma relação de tendência decrescente entre tempo preso e taxa de reincidência. Enquanto aqueles que permaneceram presos entre 30 e 60 dias reincidiram a uma taxa de 66,36%, aqueles com mais que de dois mil dias presos reincidiram a uma taxa de 35,85%. Por outro lado, observa-se uma relativa estabilização na taxa de reincidência daqueles presos que permaneceram no sistema prisional entre 200 e 1.249 dias, conforme mais bem representado pela Figura 7.

**Figura 9 – Relação entre tempo preso e taxa de reincidência**



Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

**Tabela 24 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tipos de crimes**

Tipos de Crime	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Crimes de drogas	1153	33,97%	521	45,19%
Crimes violentos	633	18,65%	232	36,65%
Crimes contra a propriedade	1412	41,60%	856	60,62%
Crimes econômicos	72	2,12%	33	45,83%
Crimes contra a família	56	1,65%	32	57,14%
Crimes de trânsito	58	1,71%	31	53,45%
Posse de arma	227	6,69%	112	49,34%
Outros crimes	250	7,37%	118	47,20%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Conforme exposto pela Tabela 24 em relação aos tipos de crimes, a maior quantidade de crimes cometidos pela população condenada foi da categoria de crimes contra a propriedade, seguida por crimes relacionados a drogas e crimes violentos. Assinala-se aqui que, para classificação dos crimes, procedeu-se com a criação de categorias tendo como base as seguintes regras:

- **Crimes Violentos:** indivíduos enquadrados nos arts. 121 a 154 (Crime contra a pessoa) e nos arts. 213 a 234 (Crimes contra a dignidade sexual e costumes) do Código Penal (Decreto-Lei 2848/40); na Lei Maria da Penha (Lei 11.340/06); na Lei 9.455/97 (Crimes de Tortura); arts. 1º e 2º da Lei 8.072/90 (Crimes Hediondos) e enquadrados na Lei 2.889/56 (Crime de Genocídio);

- **Crimes contra a Propriedade:** arts. 155 a 183 do Código Penal (Decreto-Lei 2848/40);
- **Crimes relacionados a Drogas:** arts. 5º, 7º, 14, 21, 28, 33 ao 35, 40 e 43 da Lei 11.343/06 (Lei de Drogas); arts. 12 ao 14, 16 e 18 da Lei 6.368/76 (Lei de Tóxicos, revogada);
- **Crimes Econômicos:** arts. 1º, 7º e 11 da Lei 8.137/90 (Crimes contra a Ordem Tributária, Econômica e Relações de Consumo); arts. 4º, 19 e 20 da Lei 7.492/86 (Crimes contra o Sistema Financeiro Nacional); art. 1º da Lei 9.613/98 (Crimes de Lavagem de Dinheiro); arts. 289 a 311 (Crimes contra a fé pública) do Código Penal (Decreto-Lei 2.848/40);
- **Crimes contra a Família:** arts. 1º, 2º, 33, 35, 155, 238, 240, 241, 243 e 244 do Estatuto da Criança e do Adolescente (Lei 8.069/90); arts. 99 e 102 do Estatuto do Idoso (Lei 10.741/03); arts. 235 a 249 do Código Penal (Decreto-Lei 2.848/40);
- **Crimes relacionados à Posse/Porte de Arma de Fogo:** arts. 10 a 17, 33 e 35 do Estatuto do Desarmamento (Lei 10.826/03);
- **Crimes de Trânsito:** enquadrados no Código de Trânsito Brasileiro (Lei 9.503/97);
- **Outros Crimes:** inclusos arts. 19 e 733 do Código de Processo Civil de 1973, art. 528 do Código de Processo Civil de 2015; Crimes Eleitorais; Crimes Ambientais; Crimes de Preconceito de Raça ou Cor; Contravenções Penais; arts. 1º, 2º e 8º da Lei 12.850/13 (Organização Criminosa); Crimes contra a propriedade imaterial, contra a organização do trabalho, contra o sentimento religioso e contra o respeito aos mortos, contra a incolumidade pública, contra a paz pública e contra a administração pública (Código Penal, Decreto-Lei 2.848/40).

Ressalva-se que foi observado preenchimento incompleto dessas informações em vários indivíduos: foi constatado que o artigo, parágrafo e inciso da lei cujo indivíduo foi enquadrado não é completamente registrado no Ipen, como nos casos das leis 11.340/06, 9.455/97, 8.072/90, 2.889/56, 9.613/08, entre outras, onde cita-se a lei pertinente sem detalhes suficientes para inferir sobre a gravidade do crime ocorrido. Adicionalmente, a base de dados do Ipen não indica a categoria do crime de todos os presos provisórios (dos

21.786 presos provisórios com tempo de prisão maior que 30 dias, 18.125 não possuem registro do enquadramento legal). De fato, o conceito de reincidência considerado neste relatório junto com a quantidade de dados faltantes em campos de registro dos presos provisórios foram as principais causas para o presente relatório apresentar resultados somente de presos condenados.

A Tabela 24 apresenta que indivíduos enquadrados na categoria de crimes contra a propriedade, como roubos e furtos, são aqueles que mais reincidem (60,62%), seguidos por crimes contra a família (57,14%) e crimes de trânsito (53,45%). Já 36,65% dos presos enquadrados em crimes violentos voltaram a prisão, sendo esta a categoria de crime com menor taxa de reincidência. Crimes relacionados às drogas consiste na segunda categoria com menor taxa de reincidência, indo ao encontro com o resultado para este tipo de crime encontrado em outros estudos de reincidência. Um potencial motivo para condenados por tráfico não voltarem a prisão é a perda do ponto de venda de drogas enquanto estão presos. É possível também que, muitas vezes, condena-se como traficante quem não é um propriamente dito, mas sim um usuário com necessidade de se drogar. Corroborando com isso, o criminalista Antônio Cláudio Mariz de Oliveira afirmou em notícia publicada pelo site Conjur em 06 de agosto de 2015 “que dificilmente um grande traficante é preso no Brasil. Os detidos por drogas são sempre usuários ou pequenos comerciantes, os chamados aviõezinhos”. Adicionalmente, o juiz e professor de Processo Penal da Universidade Federal de Santa Catarina, Alexandre Morais de Rosa, analisa que “a classificação de usuários como traficantes decorre de um viés punitivo da polícia, que se mostra inconformada com a leve punição ao porte e ao consumo estabelecida pela nova Lei de Drogas. Na norma anterior, a Lei 6.368/1976, essas condutas eram apenadas com detenção de seis meses a dois anos, e pagamento de 20 a 50 dias-multa. Porém, a partir de 2006, passaram a ser punidas com advertência sobre os efeitos das drogas, prestação de serviços à comunidade, e inserção em curso educativo.” Para o juiz e professor, enquadrar usuários como traficantes é um efeito rebote da nova lei das drogas.

As Tabelas 25, 26 e 27 relacionam as variáveis de tratamento com as respectivas taxas de reincidência.

**Tabela 25 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tratamento trabalho**

Trabalho	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não ou menor que 30 dias	2247	66,21%	1234	54,92%
Tempo de trabalho ≥ 30 dias	1147	33,79%	472	41,15%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

**Tabela 26 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tratamento estudo**

Estudo	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não ou menor que 30 dias	3201	94,31%	1635	51,08%
Tempo de estudo ≥ 30 dias	193	5,69%	71	36,79%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

**Tabela 27 – Perfil de presos condenados e reincidência: Tratamento trabalho e estudo**

Trabalho e Estudo	Observações		Reincidências	
	N	%	N	%
Não ou trabalho e estudo menor que 30 dias	3242	95,52%	1653	50,99%
Trabalho e estudo ≥ 30 dias cada	152	4,48%	53	34,87%

Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Pode-se perceber pelas Tabelas 25, 26 e 27 que há uma relação entre trabalho e estudo e redução na taxa de reincidência. Aqueles que trabalharam por no mínimo um mês durante o tempo preso reincidiram 13,77 pontos percentuais a menos que aqueles que não trabalharam ou trabalharam menos que 30 dias. Quanto ao estudo, a redução foi equivalente a 14,29 pontos percentuais, e quando o preso trabalhou e estudou por mais de 30 dias cada, a redução na taxa de reincidência foi de 16,12 pontos percentuais, em comparação com aqueles que não trabalharam, não estudaram, ou trabalharam e/ou estudaram por um período inferior a um mês.

As Tabelas 25, 26 e 27 também levam à constatação que o trabalho e o estudo não são práticas devidamente disseminadas nas unidades prisionais, pelo menos quando analisando o período de 2013 a 2016. Somente um terço dos presos trabalharam por um período superior a um mês. Mais gravemente, entretanto, é o fato de que somente 5,69% dos presos condenados estudaram por um período mínimo de trinta dias. Ressalva-se a gravidade desta constatação quando observado que dificilmente um indivíduo consegue obter algum tipo de certificado ou diploma somente com este período de estudo.

Explicita-se, por exemplo, que somente 85 dos 193 indivíduos apontados na Tabela 26 estudaram por um período superior a 90 dias.

Caso também fossem considerados os presos provisórios, aponta-se que somente 20,77% e 3,45% da população carcerária enquadrariam nos grupos de tratamento para o trabalho e o estudo, respectivamente. Isto é, verifica-se que, embora ainda muito aquém do ideal, os condenados possuem uma maior propensão a trabalharem e a estudarem, possivelmente devido à motivação devida gerada pela remissão de pena pelo trabalho e pelo estudo. No Estado, para o período analisado, apenas 13,4% dos detentos foram condenados.

Em relação à quantidade de dias trabalhados, verifica-se que, considerando apenas os detentos condenados dentro do grupo de tratados (mínimo de 30 dias de trabalho, igual a 1147 indivíduos), em média, trabalhou-se uma quantidade equivalente a 216 dias (ou 70 dias se considerar toda a população condenada). Para os estudos, o mesmo equivale a 93 dias. A diferença dos dados de estudo e trabalho é grande (em favor do trabalho), tanto em termos de adesão como de permanência, o que pode representar uma preferência ao trabalho em relação ao estudo, ou uma tratativa diferente da gestão prisional em relação à oferta de estudo e emprego. Isso também pode ser consequência de um possível retorno mais rápido pelo investimento no trabalho do que no estudo. Ao se profissionalizar em uma unidade prisional, o indivíduo pode adquirir uma habilidade direcionada para a obtenção de um emprego naquela área logo após sua liberação.

Entretanto, deve-se ter cautela em avaliar as relações apresentadas nas Tabelas 7 a 27, uma vez que elas são apenas relações univariadas entre as variáveis e a taxa de reincidência. Para extrair conclusões adequadas, é necessário avaliar todas as variáveis conjuntamente, o que será feito e apresentado na seção de resultados. Isso é importante mencionar uma vez que associações entre as variáveis explicativas podem ser capazes de alterar as relações apresentadas nas tabelas.

Por fim, a Tabela 28 demonstra a taxa de reincidência por unidade prisional. Observa-se que o Presídio de Criciúma, de Araranguá, de Biguaçu, o Presídio masculino de Tubarão e a Penitenciária de Florianópolis são as unidades com maiores taxas de reincidência, enquanto o Presídio de Mafra e de Xanxerê, as penitenciárias de Chapecó e de São Cristóvão do Sul e as UPA's de Barra Velha e de São José do Cedro são aquelas unidades com menores taxas de reincidência durante o período analisado.

**Tabela 28 – Taxa de reincidência por unidade prisional**

Unidade Prisional	Número de observações	Total de reincidentes	% de reincidentes
Criciúma - Presídio	54	47	87,04%
Araranguá - Presídio	20	17	85,00%
Biguaçu - Presídio	46	37	80,43%
Tubarão - Presídio Masculino	33	26	78,79%
Florianópolis - Penitenciária	367	273	74,39%
Joinville - Penitenciária Industrial	26	19	73,08%
Tijucas - Presídio	11	8	72,73%
Itajaí - CPVI - Presídio	224	159	70,98%
Florianópolis - Presídio Masculino	97	68	70,10%
Caçador - Presídio	35	24	68,57%
São Miguel do Oeste - UPA	70	47	67,14%
Joinville - Presídio	58	38	65,52%
Tubarão - Presídio Regional Feminino	17	10	58,82%
Lages - Presídio Regional	246	138	56,10%
Indaial - UPA	29	16	55,17%
Brusque - UPA	38	20	52,63%
Florianópolis - Casa Albergado	14	7	50,00%
Florianópolis - Presídio Feminino	59	29	49,15%
Chapecó - Presídio	151	73	48,34%
São Francisco do Sul - UPA	23	11	47,83%
Jaraguá do Sul - Presídio	50	23	46,00%
Blumenau - Presídio	164	70	42,68%
Palhoça - SSP - CAPH Colônia Agrícola	131	55	41,98%
Campos Novos - UPA	24	10	41,67%
Itajaí - Presídio	35	14	40,00%
Porto União - UPA	28	11	39,29%
São Pedro de Alcântara - Penitenciária	46	18	39,13%
Canoinhas - UPA	36	14	38,89%
Laguna - UPA	66	24	36,36%
Maravilha - UPA	14	5	35,71%
Curitibanos - Penitenciária	384	137	35,68%
Itajaí - CPVI - Penitenciária	183	65	35,52%
Itapema - UPA	49	17	34,69%
Joaçaba - Presídio Regional	79	26	32,91%
Rio do Sul - Presídio	112	35	31,25%
Imbituba - UPA	29	9	31,03%
Videira - UPA	53	16	30,19%
Mafra - Presídio	122	34	27,87%
Barra Velha - UPA	23	6	26,09%
Chapecó - Penitenciária	47	12	25,53%
Xanxerê - Presídio	32	8	25,00%
São Cristóvão do Sul - Penitenciária Industrial	17	2	11,76%
São José do Cedro - UPA	14	1	7,14%



Fonte: elaboração própria com dados cedidos pela SAP/SC.

Conforme exposto na seção 4.6, a grande maioria dos registros não possuía identificação de município de residência, mas, sabe-se que, de acordo com a Lei de Execução Penal (Lei 7.210/84) em seu art. 103, cada comarca deve ter uma cadeia pública

a fim de assegurar a permanência do preso em local próximo ao seu meio social e familiar. Portanto, na etapa de pareamento deste relatório, optou-se por incluir o município onde se situa a unidade prisional referente a cada preso como variável *proxy* para município de residência (referente ao macrossistema da abordagem ecológica do crime), na tentativa de identificar diferenças em indicadores econômicos, como oferta de emprego, renda, índice de criminalidade, entre outros. Já na etapa da análise de impacto, entendeu-se que unidade prisional (ou microssistema conforme abordagem ecológica do crime) poderia servir o papel de um efeito fixo representativo das características e atendimento daquela unidade prisional, captando a heterogeneidade entre unidades prisionais e, uma vez que as características de uma unidade em relação a outra podem impactar nas taxas de reincidência, como por exemplo a ocorrência de maus tratos, a qualidade de atendimento, presença de facção na unidade, tipo de regime atendido, entre outros.

## 9 RESULTADOS DE IMPACTO

Este capítulo está estruturado em quatro seções. Em primeiro lugar, apresentam-se os resultados de um modelo *logit* com os valores indicativos de reincidência como variável resposta, previamente a qualquer pareamento, com o objetivo de expor as relações associativas entre as covariáveis e a probabilidade de reincidência. A segunda seção demonstra os resultados de pareamento e o resultado de inferência causal para a variável de tratamento de trabalho; por fim, a terceira e a quarta seção seguem a mesma lógica da segunda, contudo, para as variáveis de tratamento de estudo e tratamento de trabalho em conjunto com estudo, respectivamente.

Formalmente, o modelo *logit* estimado na primeira seção, na obtenção dos escores de propensão e nas etapas de estimação de impacto, é:

$$E(Y | X = x) = \frac{\exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j + \phi_i}}{1 + \exp^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j + \phi_i}} \quad (9.1)$$

em que  $\beta_0$  é o intercepto do modelo para quando todas as variáveis categóricas são iguais às categorias de referência e todas variáveis numéricas são iguais a zero;  $\beta_1$  a  $\beta_j$  são os parâmetros estimados relacionadas a cada covariável  $X_j$ ; e  $\phi_i$  representa o efeito fixo do município da unidade prisional ou da unidade prisional em si nos modelos de pareamento e nos modelos cuja variável resposta é a reincidência, respectivamente.

As covariáveis utilizadas nos modelos de pareamento apresentados nas subseções 9.2.1, 9.3.1 e 9.4.1 foram: registro de mãe, de pai, de filhos, raça, estado civil, religião, sexo, escolaridade, idade no ingresso, tempo preso, regime de reclusão, prévio emprego, tipos de crimes (violento, contra a propriedade, drogas, crime econômico, crime contra a família, posse de arma, crime de trânsito e outros crimes), evasão, fuga, visitas conjugais, visitas normais e município da unidade prisional. Embora seja possível argumentar que as variáveis de evasão, fuga, visitas normais e visitas conjugais ocorram após a decisão de participação no tratamento, optou-se por incluí-las nos modelos de pareamento pois elas estão relacionadas com a conduta e a presença de vínculos pessoais na vida do preso, ambos fatores relevantes no balanceamento entre os grupos de controle e tratamento.

Por sua vez, os modelos de estimação de impacto causal das seções 9.2.2, 9.3.2 e 9.4.2 contaram com as covariáveis: registro de mãe, de pai, de filhos, raça, estado civil, religião, sexo, escolaridade, idade na liberação, tempo preso, regime de reclusão, prévio

emprego, tipos de crimes (violento, contra a propriedade, drogas, crime econômico, crime contra a família, posse de arma, crime de trânsito e outros crimes), uso de assistência psicológica, evasão, fuga, visitas conjugais, visitas normais, efeito fixo para cada unidade prisional e, para cada modelo de impacto, sua respectiva variável de tratamento. Assinala-se que, no modelo de impacto do trabalho, também foi inserida a covariável de dias de estudo; similarmente, no modelo de impacto do estudo, incluiu-se a covariável de dias de trabalho. Em ambos os casos, a inclusão de uma covariável que diz respeito a outra atividade visa filtrar o efeito que um tratamento pode exercer sobre o outro para ter-se estimativas de impacto causal que reflita somente aquele tratamento em questão. Por fim, no modelo de impacto apresentado em 9.3.3, ao considerar como tratamento o trabalho em conjunto com o estudo, não se fez necessária a inclusão de variáveis que dizem respeito à quantidade de dias de trabalho ou estudo.

Ademais, este capítulo se inicia com uma etapa de análise univariada que vise encontrar as melhores relações entre covariáveis não categóricas e variáveis dependentes, de forma que esses resultados serão utilizados posteriormente em suas devidas regressões. Considerou-se o Critério de Informação de Akaike (AIC) como ferramenta de escolha em cada modelo univariado. A Tabela 29 apresenta esses resultados.

**Tabela 29 - Resultados das Análises Univariadas**

	Variável Dependente			
	Tratamento Trabalho	Tratamento Estudo	Tratamento Trabalho e Estudo	Reincidência
Idade ingresso	Quadrática ***	Quadrática ***	Quadrática ***	
Tempo preso	Logarítmica ***	Logarítmica ***	Quadrática ***	Logarítmica ***
Idade liberação				Logarítmica ***
Visitas conjugais	Raiz quadrada ***	Raiz quadrada ***	-	Logarítmica (+1) ***
Visitas normais	Raiz quadrada ***	Raiz quadrada ***	Raiz quadrada ***	Raiz quadrada ***
Dias de estudo				Logarítmica (+1) ***
Dias de trabalho				Logarítmica (+1) ***

\* p<0,1; \*\* p<0,05; \*\*\* p<0,01

Fonte: elaboração própria.

Assim, as regressões utilizadas para pareamento dos três tratamentos considerados contaram com a variável referente à idade de ingresso em termos quadráticos; a variável de visitas normais foi inserida em sua forma de raiz quadrada em todos modelos; tempo preso entrou nos modelos de tratamento de trabalho e tratamento de estudo em termos logarítmicos e quadrático no modelo de tratamento com ambas atividades em conjunto.

Já nos modelos de impacto cuja variável dependente indica se o indivíduo é reincidente ou não, o melhor ajuste univariado para as variáveis de visitas conjugais, tempo preso e idade de liberação foram em termos logarítmicos; dias de estudo e dias de trabalho também apresentaram o melhor ajuste quando retirado o logarítmico de seus valores somados a um. Todas as relações univariadas expostas na Tabela 29 apresentaram p-valor inferior a 1%.

## 9.1 RELAÇÕES ASSOCIATIVAS

Previamente à apresentação dos resultados de inferência causal das variáveis de tratamento, a Tabela 33, apensa a este relatório, demonstra os coeficientes e as razões de chance das variáveis inseridas no modelo pré-pareamento de reincidência. O pseudo-R<sup>2</sup> do modelo foi equivalente a 17,95%, e, comparando os valores preditos arredondados com a variável indicadora de reincidência, prevê-se corretamente o status de reincidência em 69,83% das observações.

Pela Tabela 33, apontam-se algumas relações que apresentaram significância estatística a um nível de 0,1: em relação à categoria de referência para raça (amarela), brancos e pardos reincidem a uma probabilidade 63,1% e 73,1% maior, respectivamente; mulheres apresentam 43% menor chance de reincidência se comparadas aos homens; quanto maior a idade no momento da liberação, menor a probabilidade de reincidência (em média, a cada valor adicional no logaritmo da idade de liberação, reduz-se 77,3% a chance de reincidência); em comparação com presos condenados a cumprirem regime aberto de reclusão, aqueles condenados a cumprirem pena em regime fechado ou semiaberto tenderam a reincidir com 30,3% e 33,7% menor probabilidade, respectivamente; em relação ao grupo com o menor nível de escolaridade, presos com ensino superior incompleto e completo apresentaram, respectivamente, 41,3% e 64,6% menores probabilidades de reincidência; há uma relação positiva entre evadir e reincidir; indivíduos que declararam possuir emprego previamente à prisão tenderam a reincidir com probabilidade 23,5% maior que aqueles que se autodeclararam desempregados; e a única variável de tipo de crime que apresentou significância estatística a um nível mínimo de 10% foi crimes relacionados a drogas: a redução na chance de reincidência esperada para os indivíduos enquadrados em crimes de drogas foi equivalente a 25,7%.

Adicionalmente, ambas variáveis de dias de trabalho e dias de estudo apresentaram significância estatística a um nível inferior a 1%: em média, a cada uma unidade a mais no logaritmo da quantidade de dias trabalhados, reduz-se a probabilidade de reincidência em 7,1%. Quanto ao logaritmo dos dias estudados, cada unidade adicional leva a uma redução média de 10,5% na probabilidade de reincidência do preso. Assim, pode-se afirmar que há associações estatísticas que apontam a redução na chance de reincidência quando o preso se envolve em atividades laborais ou educacionais nas prisões, porém, frisa-se que este resultado ainda somente pode ser considerado como um *indício*. Conclusões acerca de evidências estatísticas somente podem ser extraídas pelos modelos de inferência causal apresentados nas próximas seções.

Todavia, para fins de comparação e uma vez que os modelos de impacto a seguir contaram com as variáveis de tratamento em forma categórica, delimitando-se como tratado aquele indivíduo que trabalhou e/ou estudou um mínimo de trinta dias, o modelo dessa seção também foi testado utilizando o mesmo formato considerado nos modelos das subseções 9.2.2, 9.3.2 e 9.4.2. Com essa estrutura, obteve-se que a redução na probabilidade de reincidência daquele indivíduo que trabalhou um mínimo de trinta dias foi de 22,68% (coeficiente = -0,2572, valor-p < 1%, AIC do modelo = 4.052); quando o indivíduo estudou um mínimo de trinta dias, esta redução foi equivalente a 24,01% (entretanto, o parâmetro não apresentou significância estatística a um nível de 10%: coeficiente = -0,2755, valor-p = 0,15, AIC do modelo = 4.051,5); e, por fim, trabalhar e estudar mais que trinta dias cada reduz em 31,68% a probabilidade de reincidência (coeficiente = -0,381, valor-p = 0,07, AIC do modelo = 4.064,3).

## 9.2 RELAÇÃO DE CAUSALIDADE – TRATAMENTO TRABALHO

Seguindo os passos descritos no capítulo de metodologia, esta seção se inicia com os resultados de pareamento considerando como tratamento o trabalho nas prisões, e, posteriormente, estima-se o efeito causal entre participação no trabalho e probabilidade de reincidência.

### 9.2.1 Resultados de Pareamento – Tratamento Trabalho

Ainda que o foco da técnica de pareamento não seja a significância dos parâmetros de regressão, citam-se inicialmente algumas relações significativas de um modelo *logit*

com o tratamento de trabalho como variável resposta: mulheres são estatisticamente mais propensas a serem do grupo de tratamento de trabalho; a propensão a participar é crescente com a idade no ingresso no sistema prisional e decrescente após os 47 anos; quanto maior o tempo de prisão, maior a probabilidade de o preso pertencer ao grupo de tratamento de trabalho; regimes fechados, semiabertos e não informados de reclusão possuem maior chance de serem do grupo de tratamento, assim como presos por crimes de drogas, presos que evadiram e aqueles com maiores quantidades de visitas normais. O modelo apresentou um pseudo- $R^2$  de 27,53%, e, analogamente, ao comparar os escores de propensão arredondados para nenhuma casa decimal com os valores reais de tratamento, o modelo apresentou um índice de acerto de participação de aproximadamente 78%.

Dito isso, seguiu-se com a metodologia de pareamento propriamente dita em busca do melhor balanceamento possível entre as covariáveis e os escores de propensão. Para tal, testaram-se as técnicas de pareamento descritas na seção 6.5, em conjunto com seus diferentes aspectos (medidas de distância, limites de calibração, razão entre unidades de controle e tratamento, entre outros). Dos 3.394 indivíduos condenados com tempo de prisão superior a trinta dias, 2.247 não trabalharam e são sujeitos ao grupo de controle e 1.147 trabalharam por um período superior a trinta dias, sendo eles potenciais membros do grupo de tratamento para o modelo de impacto.

Nesta seção, serão apresentados os resultados de pareamento por meio de três técnicas distintas: vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético. O modelo de pareamento por vizinho mais próximo obteve seu melhor balanceamento por meio da medida de distância log-log complementar<sup>10</sup>, razão máxima de dois indivíduos de controle para cada indivíduo tratado, com reposição, e limite de calibração de 0,1. Por sua vez, o pareamento completo teve seu melhor balanceamento pela medida de distância *probit* com limite de calibração de 0,1. Como 33,7% da amostra pertence ao grupo de indivíduos que trabalharam na prisão, não se estipulou limite de razão no pareamento completo, de forma que toda a amostra fosse mantida após o pareamento.

---

<sup>10</sup> Embora vale apontar que, independente da medida de distância utilizada, seja no pareamento por vizinho mais próximo ou no pareamento completo, os resultados de balanceamento foram muito semelhantes. A escolha da medida de distância a apresentar neste relatório foi definida por centésimos nos valores de viés padronizados dos escores de propensão entre os grupos de tratamento e controle.

No desenvolvimento dos resultados desse estudo, inicialmente, percebeu-se que o pareamento genético não trazia um balanceamento adequado das variáveis. Testou-se o pareamento genético com as variáveis no seu formato original e transformando todas as variáveis categóricas em variáveis binárias, de forma que o algoritmo genético identificasse todas as variáveis em termos numéricos. Os comandos do pacote “*matchit*” do R para o pareamento genético apresentaram um custo computacional muito elevado com a base de dados completa, e os resultados vinham bastante aquém do desejado, o que foi de encontro com o observado por alguns autores (ver Tsai e Peace, 2012, Altay *et al.*, 2010). Por outro lado, ressalta-se que, quando testado um modelo de pareamento somente com variáveis contínuas, o pareamento genético era eficaz em apresentar forte balanceamento dessas variáveis entre os grupos de controle e tratados.

Assim, motivado pelos resultados apontados por Sekhon e Grieve (2009 e 2012) e Diamond e Sekhon (2005 e 2010) e pelas afirmações supracitadas, desenhou-se uma estratégia empírica que, ao misturar a técnica de vizinho mais próximo com o pareamento genético, foi possível reduzir o custo computacional e, ao mesmo tempo, obter o melhor balanceamento entre os grupos de controle e tratamento de trabalho. A estratégia utilizada foi a seguinte:

1. Efetuou-se o pareamento por vizinho mais próximo com a medida de distância log-log complementar, como mencionado, reduzindo a amostra para 1.178 indivíduos de controle e 782 tratados. O pareamento obtido por essa técnica foi bastante satisfatório, com valores de vieses padronizados abaixo de 0,1 em todas as covariáveis e nos escores de propensão entre os grupos, mas observou-se espaço para aprimoramento no balanceamento das variáveis contínuas (que, conforme demonstrado pela Tabela 29, apresentam forte relação estatística com a variável de tratamento). A média dos escores de propensão log-log complementar dos grupos de tratado e controle foram 0,4045 e 0,3908, respectivamente, representando um viés padronizado de 0,0504 para uma diferença bruta de 0,0137 nos escores médios.
2. Com a amostra resultante da técnica de vizinho mais próximo, estimou-se um modelo *logit* para obtenção de novos escores de propensão para eles serem então inseridos no modelo de pareamento genético como uma nova covariável, conforme indicado por Sekhon e Grieve (2009). Interessante ressaltar que, embora a diferença entre os escores de propensão log-log complementar dos grupos tenha

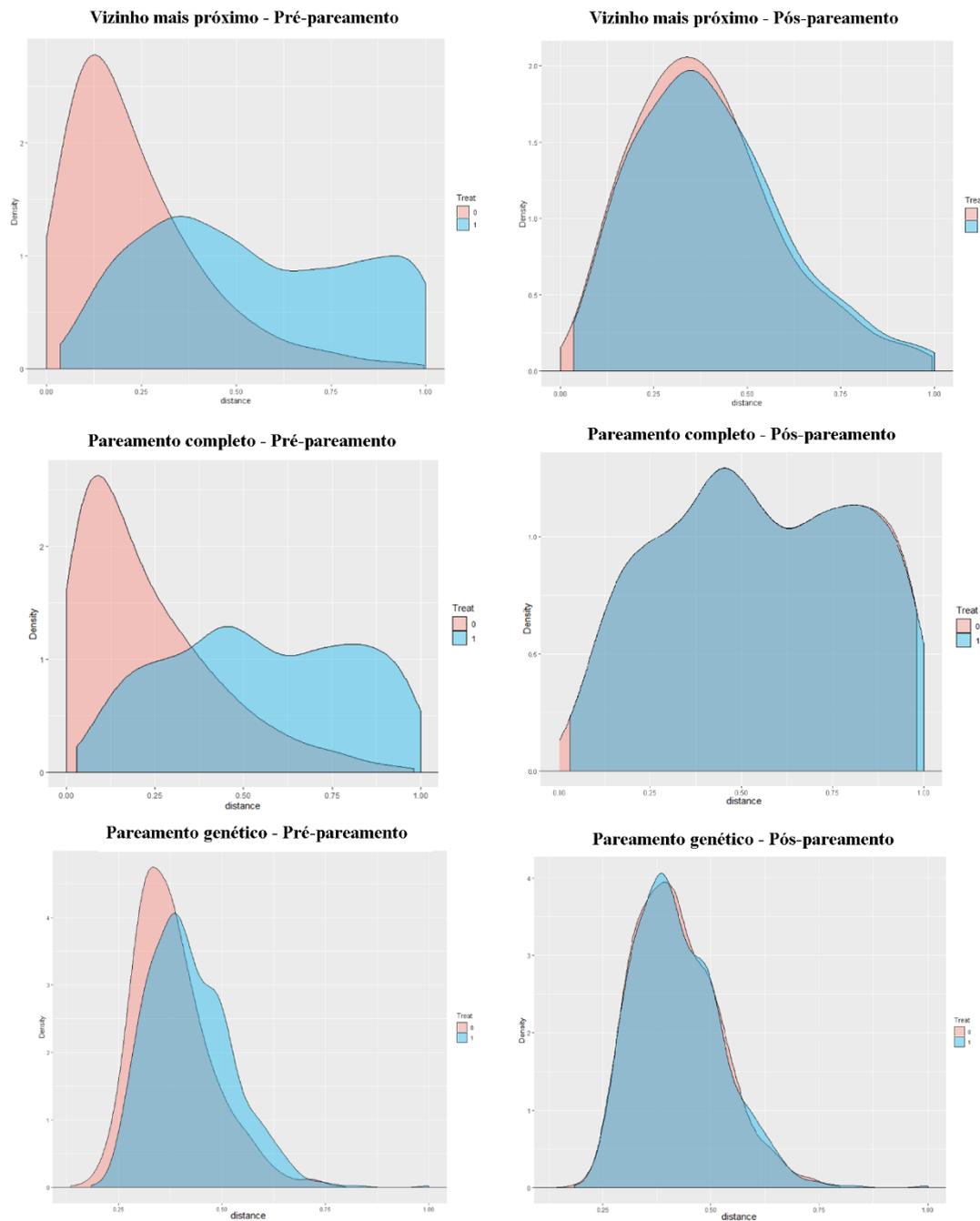
sido de 0,0137, os escores de propensão *logit* com a amostra resultante do pareamento por vizinho mais próximo foram de 0,4237 e 0,3826 para o grupo de tratado e controle, respectivamente (isto é, uma diferença bruta de 0,0411 nos escores).

3. Com os novos escores de propensão *logit* para a amostra resultante do vizinho mais próximo log-log complementar e considerando as variáveis contínuas, efetuou-se o pareamento genético com “*population size*” de 1.000, distância de Mahalanobis e razão máxima permitida 2 para 1. A amostra resultante desse procedimento contou com 761 indivíduos de controle e 782 tratados.
4. Por fim, uma vez que as variáveis categóricas somente entraram no passo (3) indiretamente por meio dos escores de propensão, mas com vista a garantir também seu balanceamento, efetuou-se novamente o pareamento por meio de vizinho mais próximo para ajustar qualquer desbalanceamento que suas omissões pudessem ter causado no pareamento genético, resultando em uma amostra de 695 indivíduos tratados e 756 de controle.

Dessa forma, tem-se três cenários de pareamento: na técnica de vizinho mais próximo inicial, a razão resultante entre controle e tratados foi de aproximadamente 1,5; no pareamento completo, todos os indivíduos foram preservados; e na técnica que conta com o pareamento genético, a amostra final contou com, aproximadamente, um indivíduo de controle para cada tratado.

As tabelas de balanceamento e os gráficos de curvas de densidade das covariáveis se encontram no Anexo B deste relatório. A soma dos vieses padronizados de todas variáveis na técnica de vizinho mais próximo foi de 1,83; no pareamento completo foi de 3,12; e na estratégia com pareamento genético essa soma foi equivalente a 0,83. A soma somente dos vieses padronizados das variáveis contínuas foi igual a 0,11 no vizinho mais próximo, 0,19 no pareamento completo e 0,03 no pareamento genético. Por fim, o viés padronizado nos escores de propensão foi equivalente a 0,050, 0,001 e 0,037 na técnica de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético, respectivamente. A Figura 10 apresenta as curvas de densidade pré e pós pareamento dos escores de propensão para as três técnicas.

**Figura 10 – Balanceamento nos escores de propensão para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético – tratamento trabalho**



Pelas tabelas e figuras do Anexo B e pela Figura 10, confirma-se, então, que o balanceamento foi atingido em todas técnicas apresentadas, sendo levemente superior na estratégica que contou com o pareamento genético. Ainda assim, as curvas de densidade do grupo de controle e grupo de tratados estão quase completamente sobrepostas uma

sobre a outra em todas técnicas e os vieses padronizados são inferiores a 0,25 em todas variáveis, independente da técnica.

## 9.2.2 Relação causal entre trabalho e reincidência

Com as amostras e os pesos resultantes das técnicas de pareamento supracitadas, estimou-se uma regressão *logit* de impacto para a variável de tratamento trabalho. A Tabela 30 expõe os resultados obtidos.

**Tabela 30 - Resultados de impacto – tratamento trabalho**

Método de pareamento		Tratamento trabalho	Log (dias de estudo)	Probabilidades nos valores preditos
Vizinho mais próximo AIC: 2433,7 Pseudo-R <sup>2</sup> : 17,03	Coefficiente	<b>-0,3177</b>	-0,0996	Controle: 0,5289 Tratamento: 0,4283 (redução de 19,02%)
	Desvio padrão	<b>0,1114</b>	0,0539	
	Valor-p	<b>&lt; 0,01 (***)</b>	0,0646 (*)	
	Razão de chance	<b>0,7278 (= -27,22%)</b>	0,9052 (= -9,48%)	
Pareamento completo AIC: 3780,7 Pseudo-R <sup>2</sup> : 23,60	Coefficiente	<b>-0,4785</b>	-0,1960	Controle: 0,5194 Tratamento: 0,4115 (redução de 20,77%)
	Desvio padrão	<b>0,087993</b>	0,037722	
	Valor-p	<b>&lt; 0,01 (***)</b>	< 0,01 (***)	
	Razão de chance	<b>0,6197 (= -38,03%)</b>	0,8220 (= -17,8%)	
Pareamento genético AIC: 1550,8 Pseudo-R <sup>2</sup> : 31,73	Coefficiente	<b>-0,3478</b>	-0,1170	Controle: 0,5396 Tratamento: 0,4417 (redução de 18,14%)
	Desvio padrão	<b>0,1257</b>	0,0591	
	Valor-p	<b>&lt; 0,01 (***)</b>	0,0478 (**)	
	Razão de chance	<b>0,7062 (= -29,38%)</b>	0,8997 (= -10,03%)	

\* p<0,1; \*\* p<0,05; \*\*\* p<0,01

Fonte: elaboração própria.

Em todos os modelos de pareamento, encontrou-se forte significância estatística no parâmetro da variável de tratamento do trabalho com sinal negativo. As razões de chance do parâmetro indicam uma redução na probabilidade de reincidir naqueles que trabalham nas prisões em 27,22%, 38,03% e 29,38%, pelas técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético, respectivamente. Todas essas razões de chance são acentuadas em comparação ao valor de -22,68% obtido na regressão de reincidência antes da efetuação dos pareamentos, indicando que a redução na chance de reincidência dos tratados estava subestimada pelo modelo apresentado em 9.1.

Outras informações expostas na Tabela 30 são: a um nível de significância de 10%, dias de estudo apresenta uma relação associativa na redução na probabilidade de reincidência em todas técnicas; o modelo de impacto resultante do pareamento genético

foi aquele com maior pseudo-R<sup>2</sup>; por fim, uma vez que os modelos de impacto contam com uma homogeneidade entre os grupos de controle e tratamento, calculou-se a média nos valores preditos para cada grupo e encontrou-se que o trabalho na prisão foi responsável por uma redução de 19,02%, 20,77% e 18,14% nas probabilidades de reincidência pelas técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético, respectivamente.

### 9.3 RELAÇÃO DE CAUSALIDADE – TRATAMENTO ESTUDO

Similarmente à ordem seguida em 9.2, esta seção apresenta os resultados de pareamento e impacto do tratamento de estudo.

#### 9.3.1 Resultados de Pareamento – Tratamento Estudo

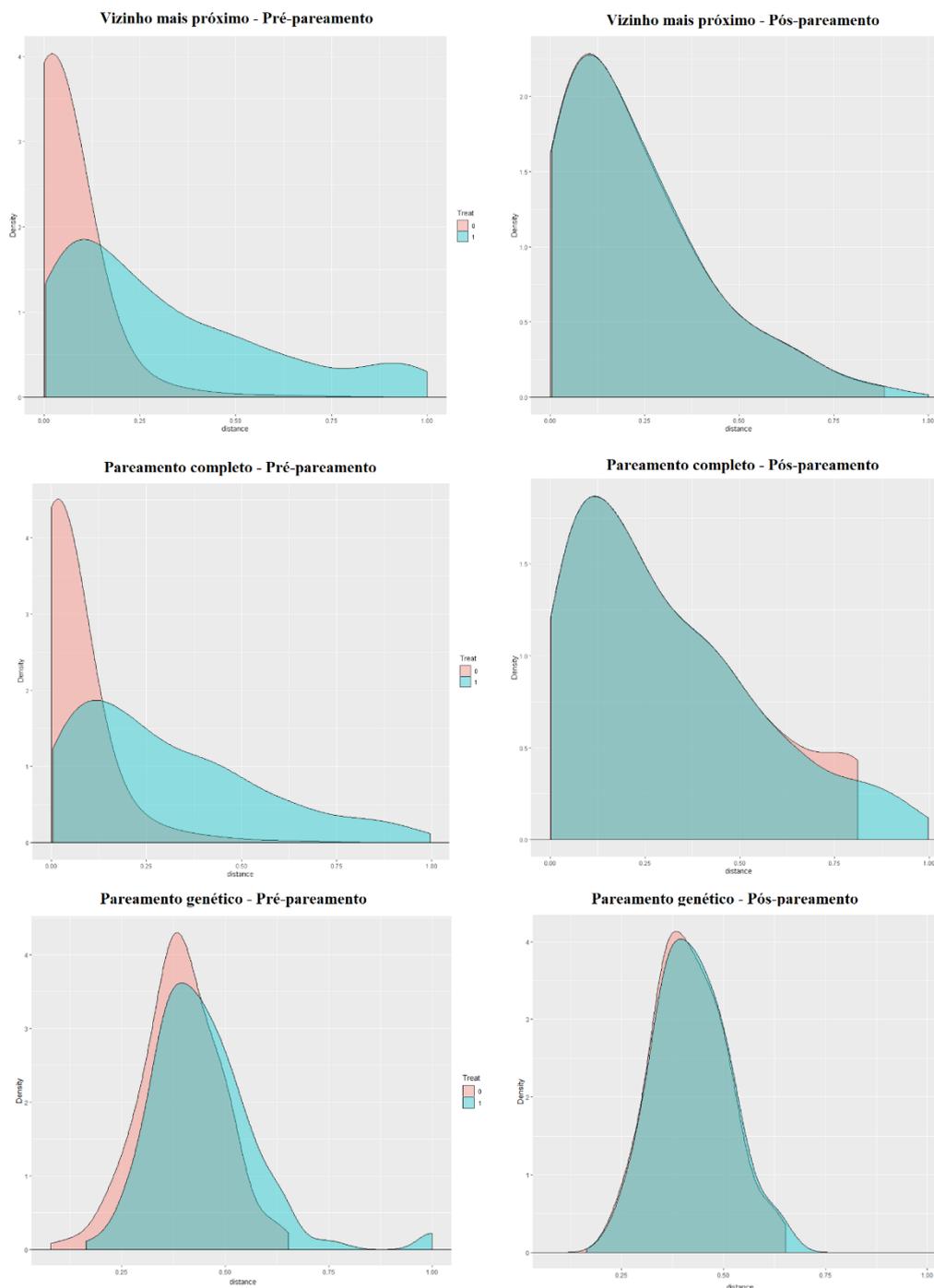
O modelo *logit* de propensão a pertencer ao grupo de presos que estudaram na prisão culminou em um pseudo-R<sup>2</sup> de 35,56%, destacando: solteiros, mulheres, presos em regime fechado, presos enquadrados na categoria de outros crimes e presos que evadiram ou fugiram são estatisticamente mais propensos a estudar na prisão; o quantitativo de visitas normais e o tempo preso também apresentaram uma relação positiva com a propensão a estudar; em relação a presos categorizados nas religiões Afrodescendente, Budista, Espírita, Islâmica ou Judaica, Católicos, Evangélicos, Protestantes, Luteranos e Testemunhas de Jeová são menos propensos a estudarem na prisão; e, assim como no modelo de tratamento do trabalho, a idade possui uma relação quadrática com a propensão à participação.

A base de dados de presos condenados contou com 3.201 candidatos a controle e somente 193 no grupo de tratamento do estudo. Devido a esse baixo quantitativo de presos com tempo de estudo maior que 30 dias, optou-se por estipular uma maior razão de indivíduos de controle para cada tratado: enquanto no modelo de tratamento de trabalho para a técnica de vizinho mais próximo a razão máxima permitida foi de dois indivíduos de controle para cada indivíduo tratado e não houve restrição no pareamento completo, no presente modelo de tratamento de estudo estipulou-se a razão máxima em cinco para ambas técnicas. Delimitou-se também o limite máximo da diferença no viés padronizado em 0,1, assim como feito em 9.2.1. As medidas de distância com melhor balanceamento foram: log-log complementar para vizinho mais próximo, *probit* para pareamento

completo e *logit* para o pareamento genético. A estratégia empregada para utilização do pareamento genético foi a mesma da exposta na subseção anterior.

A Figura 11 demonstra o balanceamento nos escores de propensão pelas três técnicas aqui apresentadas. No pareamento por vizinho mais próximo, a base de dados resultante foi de 568 indivíduos de controle e 155 de tratamento; no pareamento completo, foram 485 controles e 193 tratados pareados; já na técnica que combina o vizinho mais próximo com o pareamento genético, a amostra resultante foi de 202 controles e 139 tratados. No Anexo B constam a Tabela 35 e as Figuras 16 a 18, que demonstram detalhadamente o balanceamento por variável para cada técnica. A soma dos vieses padronizados para todas variáveis foi de 1,67, 3,16 e 1,79 para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético, respectivamente. Para as variáveis contínuas, na mesma ordem, a soma dos vieses padronizados foi 0,145, 0,274 e 0,082; por fim, os vieses padronizados dos escores de propensão foram equivalentes a 0,0107, 0,0168 e 0,0332. Dessa forma, ao considerar o resultado de balanceamento geral e dos escores de propensão, infere-se que o melhor balanceamento do escore de propensão foi atingido pela técnica de vizinho mais próximo, sem a adição do pareamento genético (embora as três técnicas tenham, novamente, apresentado balanceamento adequado).

**Figura 11 – Balanceamento nos escores de propensão para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético – tratamento estudo**



Fonte: elaboração própria.

### 9.3.2 Relação causal entre estudo e reincidência

Dadas as amostras e os pesos provenientes das técnicas de pareamento, a Tabela 31 expõe os resultados de inferência causal da variável de tratamento de estudo.

**Tabela 31 - Resultados de impacto – tratamento estudo**

Método de pareamento		Tratamento estudo	Log (dias de trabalho)	Probabilidades nos valores preditos
Vizinho mais próximo AIC: 902,73 Pseudo-R <sup>2</sup> : 25,87	Coefficiente	<b>-0,621</b>	-0,1037	Controle: 0,5229 Tratamento: 0,3677 (redução de 29,68%)
	Desvio padrão	<b>0,2404</b>	0,0463	
	Valor-p	<b>&lt; 0,01 (***)</b>	0,0251 (**)	
	Razão de chance	<b>0,5374 (= -46,26%)</b>	0,8239 (= -17,61%)	
Pareamento completo AIC: 1078,4 Pseudo-R <sup>2</sup> : 22,96	Coefficiente	<b>-0,4761</b>	-0,00156	Controle: 0,4913 Tratamento: 0,3679 (redução de 25,12%)
	Desvio padrão	<b>0,2242</b>	0,0526	
	Valor-p	<b>0,0337 (**)</b>	0,9764	
	Razão de chance	<b>0,6212 (= -37,88%)</b>	0,8220 (= -17,8%)	
Pareamento genético AIC: 463,24 Pseudo-R <sup>2</sup> : 34,21	Coefficiente	<b>-1,1028</b>	-0,1514	Controle: 0,5381 Tratamento: 0,3407 (redução de 36,68%)
	Desvio padrão	<b>0,3376</b>	0,0793	
	Valor-p	<b>&lt; 0,01 (***)</b>	0,0564 (*)	
	Razão de chance	<b>0,332 (= -66,8%)</b>	0,8595 (= -14,05%)	

\* p<0,1; \*\* p<0,05; \*\*\* p<0,01

Fonte: elaboração própria.

Conforme exposto pela Tabela 31, há evidência estatística da efetividade do estudo na redução da reincidência. As razões de chance dos parâmetros de tratamento indicam uma redução na probabilidade de reincidir naqueles que estudam nas prisões em 46,26%, 37,88% e 66,8%, conseqüentes das técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético, respectivamente. Enquanto no modelo pré-pareamento a variável de tratamento de estudo havia apontado uma razão de chance negativa de 24,01%, sem significância estatística, após o controle do viés de seleção, obteve-se significância estatística a um nível de confiança de, no mínimo, 95%, e valores com maior magnitude em todos modelos de impacto.

Comparando as Tabelas 30 e 31, pode-se constatar que, segundo a técnica de pareamento completo, o efeito causal na redução da probabilidade de reincidência conseqüente do tratamento de trabalho ou de estudo são próximos. Contudo, os parâmetros obtidos decorrentes das duas outras técnicas de pareamento apontam um impacto maior na redução da chance de reincidência nos casos onde o preso estuda na prisão, em comparação com o trabalho.

Assinala-se também que, enquanto em todos os modelos de tratamento do trabalho as variáveis de dias de estudo foram estatisticamente significantes na redução de reincidência, o mesmo não ocorreu no cenário invertido de tratamentos. Embora dias de trabalho tenha apresentado significância em dois modelos de impacto, ela não foi significativa no modelo do pareamento completo. Isto é, esses resultados apontam para o fato de que o ganho marginal na redução de reincidência quando o preso que trabalha também resolve estudar pode ser maior em comparação com o caso onde o preso estuda na prisão e resolve adicionar o trabalho em suas atividades. Outrossim, o impacto do estudo na redução de reincidência é maior do que o impacto do trabalho, conforme demonstrado pelas Tabelas 30 e 31.

#### 9.4 RELAÇÃO DE CAUSALIDADE – TRATAMENTO TRABALHO EM CONJUNTO COM ESTUDO

##### 9.4.1 Resultados de Pareamento – Tratamento Trabalho e Estudo

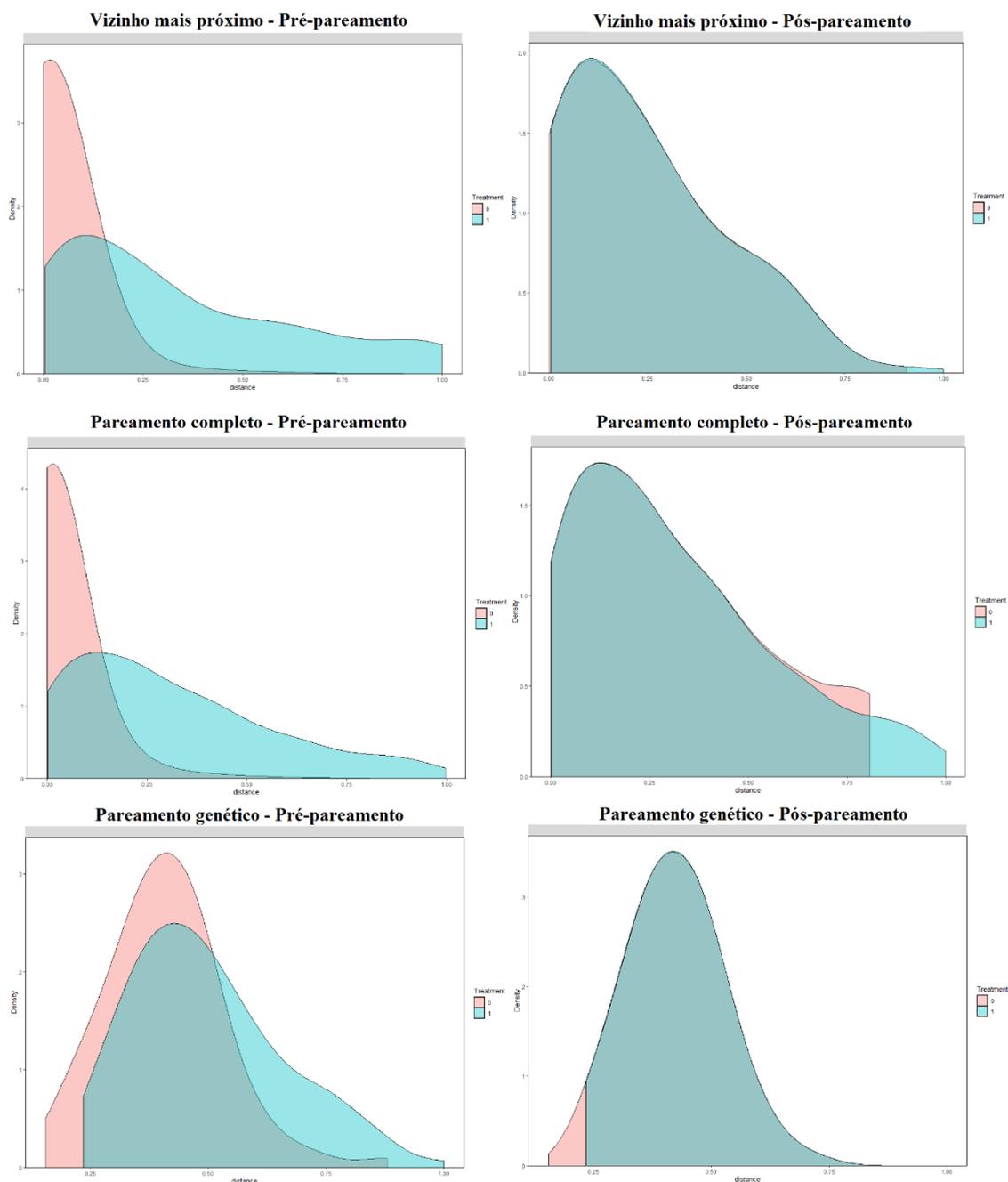
Assim como feito em 9.2 e 9.3, iniciou-se a análise efetuando um modelo *logit* padrão para avaliar a propensão de uma observação ser tratada, sendo, no caso, o tratamento equivalente a ter estudado e trabalhado por um período superior a 30 dias em cada atividade. O pseudo- $R^2$  de tal modelo foi igual a 39,56%, destacando uma maior propensão a ser do grupo de tratamento nos casos quando o indivíduo é solteiro, mulher, preso em regime fechado, cometido crime violento, evasão, fuga, e quanto mais visitas conjugais e normais ocorreram. As variáveis de idade no ingresso e tempo preso apresentaram uma relação quadrática estatisticamente significativa com a propensão a ser tratado.

Das 3.394 observações, somente 152 foram tratados com ambos trabalho e estudo. Comparando este dado com aquele apresentado no início da seção 9.3, constata-se que, dos 193 indivíduos que estudaram por mais de 30 dias, 78,75% também havia trabalhado por mais que 30 dias na prisão. Novamente, esse baixo quantitativo de indivíduos tratados resultou na estipulação de uma maior razão de indivíduos de controle para cada tratado nos modelos de pareamento. Os limites de razão entre controle e tratados aqui utilizados foram os mesmos da seção 9.3, isto é, nos modelos de vizinho mais próximo padrão e pareamento completo, a razão máxima estipulada foi de 5 para 1. O limite máximo empregado na diferença nos vieses padronizados também foi de 0,1. As medidas de

distância com melhor balanceamento para o presente tratamento foram: log-log complementar para vizinho mais próximo, *probit* para pareamento completo e *logit* para o pareamento genético, assim como em 9.3. Por fim, novamente, a estratégia empregada para utilização do pareamento genético foi a mesma exposta nas duas subseções anteriores.

A Figura 12 demonstra o balanceamento nos escores de propensão pelas três técnicas. Considerando o pareamento por vizinho mais próximo com os comandos supracitados, ficou-se com 368 observações no grupo de controle e 128 no grupo de tratamento. Já o pareamento completo resultou em 370 controles e 152 tratados. Por fim, pela estratégia que combina o vizinho mais próximo com o pareamento genético restaram-se 119 observações de controle e 78 tratados. Detalhes do balanceamento por variável podem ser encontrados no Anexo B. A soma dos vieses padronizados, em módulo, para todas variáveis foi de 2,67, 4,08 e 3,73 para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético, respectivamente. Já as variáveis contínuas (idade ingresso, tempo preso, visitas conjugais e visitas normais) tiveram uma soma de 0,273, 0,481 e 0,156 nos vieses padronizados em módulo para cada técnica, na mesma ordem. Por fim, os vieses padronizados dos escores de propensão foram equivalentes a 0,0023, 0,0227 e 0,0015. Dessa forma, a estratégia que utiliza o pareamento genético apresentou menor soma de vieses padronizados nas variáveis contínuas e menor viés padronizado no escore de propensão, mas o vizinho mais próximo simples obteve menor soma de vieses padronizados ao considerar todas variáveis. Portanto, devido ao pequeno quantitativo de observações restantes pela estratégia com pareamento genético e pelo viés padronizado próximo de zero, pode-se argumentar que o vizinho mais próximo simples obteve melhores resultados gerais.

**Figura 12 – Balanceamento nos escores de propensão para as técnicas de vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético – tratamento trabalho e estudo**



Fonte: elaboração própria.

## 9.4.2 Relação causal entre trabalho/estudo e reincidência

Com os resultados dados pelas metodologias de pareamento, a Tabela 32 expõe os resultados de inferência causal da variável de tratamento de trabalho e estudo.

**Tabela 32 - Resultados de impacto – Tratamento trabalho e estudo**

Método de pareamento		Tratamento estudo	Probabilidades nos valores preditos
Vizinho mais próximo AIC: 653,36 Pseudo-R <sup>2</sup> : 27,38	Coefficiente	<b>-0,719</b>	Controle: 0,5408 Tratamento: 0,3745 (redução de 30,75%)
	Desvio padrão	<b>0,2779</b>	
	Valor-p	<b>&lt; 0,01 (***)</b>	
	Razão de chance	<b>0,4872 (= -51,28%)</b>	
Pareamento completo AIC: 694,97 Pseudo-R <sup>2</sup> : 20,68	Coefficiente	<b>-0,4169</b>	Controle: 0,4703 Tratamento: 0,3487 (redução de 25,86%)
	Desvio padrão	<b>0,2438</b>	
	Valor-p	<b>0,0873 (*)</b>	
	Razão de chance	<b>0,6591 (= -34,09%)</b>	
Pareamento genético AIC: 285,79 Pseudo-R <sup>2</sup> : 43,27	Coefficiente	<b>-0,8052</b>	Controle: 0,4538 Tratamento: 0,3589 (redução de 20,89%)
	Desvio padrão	<b>0,481</b>	
	Valor-p	<b>0,0941 (*)</b>	
	Razão de chance	<b>0,447 (= -55,3%)</b>	

\* p<0,1; \*\* p<0,05; \*\*\* p<0,01

Fonte: elaboração própria.

Pela Tabela 32, pode-se inferir pela efetividade do tratamento trabalho e estudo na redução da probabilidade de reincidência. A maior magnitude do impacto é observada pela metodologia que inclui o pareamento genético, cujo parâmetro causal aponta uma redução de 55,3% na chance de reincidir caso o indivíduo seja tratado. Já o parâmetro pelo modelo do vizinho mais próximo indicou uma redução um pouco menor, 51,28%, mas com um valor-p estatisticamente mais significativo. Em ambas metodologias, o impacto do tratamento trabalho e estudo é maior que o impacto apontado pela Tabela 30, que diz respeito ao trabalho individualmente. Entretanto, ao comparar os resultados das Tabelas 31 e 32, nota-se que, pela técnica do vizinho mais próximo, o impacto do trabalho e estudo é maior que somente do estudo, mas pelo modelo com o pareamento genético, o impacto somente do estudo é maior que de ambas atividades conjuntas. Por outro lado, o pareamento completo resulta em resultados em outra direção: o parâmetro causal do trabalho, estudo e trabalho com estudo equivaleu a uma redução de 38,03%, 37,88% e 34,09% na probabilidade de reincidir, respectivamente. Porém, é interessante ressaltar que, pelo pareamento completo, a diferença percentual entre os valores preditos dos

grupos de controle e tratamento é menor pelo modelo com o tratamento trabalho (20,77%) e maior pelo modelo com ambas atividades (25,86%).

Em virtude dessas considerações e independente da metodologia de pareamento selecionada, este capítulo demonstrou que a oferta de atividades de trabalho e estudo nas unidades prisionais consiste em uma ferramenta ressocializadora estatisticamente comprovada, e, portanto, há fortes evidências de ser uma política pública efetiva na redução da criminalidade. Adicionalmente, pôde-se constatar que o estudo tem um efeito maior do que o trabalho na redução da probabilidade de reincidência, e, com base na Tabela 32 e nas colunas de dias de estudo e dias de trabalho das Tabelas 30 e 31, respectivamente, também constata-se que há indícios de que adicionar o estudo à atividade de trabalho tem um efeito marginal maior sobre a redução da reincidência que a adição do trabalho ao estudo, embora esses resultados não sejam unânimes, conforme metodologias de pareamento.

## 10 RESULTADOS DA ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA

Neste capítulo, serão apresentados os resultados dos modelos de sobrevivência, cujo interesse é avaliar o efeito das variáveis de tratamento no tempo até a reincidência contando a partir da data de liberação do indivíduo. Conforme exposto na seção de metodologia do presente estudo, foram considerados como censurados os indivíduos libertados que não reincidiram até o dia 08 de novembro de 2018, sendo esta a data de corte utilizada pela SAP/SC para elaboração da base de dados. Adicionalmente, os dados enviados pela Secretaria indicam o registro da data de morte de alguns indivíduos, que, por sua vez, também foi devidamente considerada como a data de censura nos casos pertinentes.

Inicialmente, a Tabela 33 apresenta dados descritivos de algumas variáveis selecionadas, apontando as porcentagens de reincidência por categoria e por faixas de tempo e considerando a base de dados original com 3.394 observações.

**Tabela 33 – Relação entre algumas variáveis e tempo até reincidência**

Dados originais n=3.394	Reincidiu em 3 meses	Reincidiu entre 3 e 6 meses	Reincidiu entre 6 meses e 1 ano	Reincidiu entre 1 ano e 2 anos	Reincidiu entre 2 anos e 3 anos	Reincidiu entre 3 e 5 anos	Reincidiu após 5 anos	Não reincidiu	Total de Observações
Nenhuma atividade	15,79%	6,87%	11,33%	11,78%	5,61%	4,56%	0,50%	43,56%	1995
Trabalho > 30 dias	13,60%	6,63%	8,20%	9,07%	2,53%	1,13%	0,00%	58,85%	1147
Estudo > 30 dias	11,92%	4,66%	9,84%	8,29%	1,55%	0,52%	0,00%	63,21%	193
Trabalho/Estudo > 30 dias	11,84%	5,92%	8,55%	6,58%	1,32%	0,66%	0,00%	65,13%	152
Masculino	15,47%	6,80%	10,38%	10,41%	4,58%	3,19%	0,32%	48,86%	3103
Feminino	7,56%	4,12%	9,28%	11,34%	4,47%	3,78%	0,34%	59,11%	291
Até ensino fundamental incompleto	15,59%	7,34%	9,87%	10,90%	4,05%	3,29%	0,22%	48,76%	1854
Ensino fundamental completo ou ensino médio incompleto	13,75%	6,93%	11,79%	11,48%	5,17%	3,21%	0,21%	47,47%	967
Ensino médio completo	14,25%	4,58%	11,45%	9,16%	6,36%	2,54%	1,02%	50,64%	393
Ensino superior incompleto, completo, pós- graduação incompleta, completa ou em curso	11,29%	2,42%	5,65%	4,84%	4,03%	4,03%	0,00%	67,74%	124

Fonte: elaboração própria.

Observa-se pela Tabela 33 que não somente todas as atividades de tratamento apresentam maiores porcentagens de indivíduos não reincidentes, mas em todas faixas de tempo os indivíduos tratados reincidem em menor porcentagem que se quando comparados com o grupo de pessoas que não participaram de nenhuma atividade. Ademais, nenhum indivíduo tratado reincidiu após cinco anos da liberação. Nota-se também que as porcentagens do grupo de tratados com estudo são menores que as mesmas do grupo de tratados pelo trabalho, exceto para o período entre seis meses e um ano. No geral, estudar e trabalhar/estudar se diferem sutilmente no tempo até reincidência, embora ter participado de ambas atividades parece apresentar resultados levemente mais desejáveis.

Ao comparar pessoas do sexo masculino e feminino, a Tabela 33 demonstra que, até um ano após a liberação, homens reincidem mais rápido que mulheres, embora após essa faixa temporal a diferença percentual entre os dois sexos é menor que um por cento. Quanto à escolaridade dos egressos, não é observada uma diferença clara nos dados de tempo até a reincidência para os níveis de ensino até o Ensino Médio completo, embora esse nível tenha uma porcentagem maior de indivíduos não reincidentes se comparados com aqueles de menor escolaridade. Contudo, indivíduos que possuem pelo menos algum tempo de curso superior não somente reincidem bem menos, mas como também demoram mais para voltarem às prisões.

Com isso exposto, a próxima seção irá apresentar formalmente os resultados dos modelos de sobrevivência e avaliar o impacto das três variáveis de tratamento no tempo até a reincidência. Assim como realizado por Sedgley *et al.* (2010), os resultados aqui apresentados também consideram as bases de dados resultantes dos métodos de pareamento demonstrados em 9.2, 9.3 e 9.4, de forma que o viés de seleção possa já ser mitigado antes mesmo da efetuação dos modelos. Portanto, para este capítulo de resultados e com base na qualidade de balanceamento das variáveis e tamanho amostral, utilizou-se a amostra resultante da técnica com pareamento genético para o tratamento de trabalho e vizinho mais próximo para o tratamento de estudo e tratamento com ambas atividades.

## 10.1 RESULTADOS DAS REGRESSÕES DE SOBREVIVÊNCIA

Previamente à apresentação de resultados das regressões com as variáveis categóricas de tratamento, rodou-se um modelo inicial com as variáveis contínuas de dias de trabalho e dias de estudo para a base de dados completa, utilizando os modelos de Cox e um modelo de mistura de componentes Exponencial-Gamma com efeito de heterogeneidade não observada na variável categórica de município da unidade de liberação (fazendo o papel do efeito de um macrossistema na decisão de cometer um crime, conforme a Abordagem Ecológica do Crime). No Anexo C, se encontram os resultados completos dessa análise inicial. Observa-se que no modelo de mistura de componentes o parâmetro de heterogeneidade não observada se mostrou estatisticamente significativa, assim como ambas variáveis de dias de estudo e dias de trabalho (a um nível de significância de 10%). Já no modelo de Cox, enquanto dias de trabalho não se mostrou estatisticamente significativa, dias de estudo e várias variáveis de unidades/municípios obtiveram significância. Quanto às outras variáveis dos modelos, aponta-se que sexo feminino, aumento da idade na liberação, regime fechado e semiaberto de reclusão, ter ensino superior completo e ter cometido crime de drogas são fatores que aumentam o tempo esperado até a reincidência, enquanto ser viúvo, ter evadido, fugido, ter tido prévio emprego e ter sido preso por crimes contra a propriedade exercem o efeito oposto. Todas essas variáveis citadas se mostraram estatisticamente relevantes em ambos modelos.

Seguindo adiante e agora considerando as variáveis de tratamento em forma categórica, seguiu-se o cálculo com o efeito do trabalho e do estudo do tempo até a reincidência, considerando os modelos paramétricos do tipo Weibull, Exponencial, Log-normal e Log-logístico, o modelo semi-paramétrico de Cox e um modelo multiplicativo de mistura de componentes Exponencial-Gamma., conforme disponibilidade dos pacotes “*survival*” e “*frailtypack*” do software R.

A Tabela 34 demonstra os resultados de regressão univariada (com somente a variável de tratamento), bivariada (considerando a variável de tratamento e a variável contínua de dias de participação na outra atividade) e multivariada (quando as mesmas variáveis utilizadas nos modelos de impacto são consideradas) para a base de dados original e as bases de dados pareadas. Nos modelos de mistura de componentes, foi considerada a variável do município da unidade de liberação como parâmetro para efeito

da heterogeneidade não observada, que se mostrou estatisticamente significativa com valores-p menores que 0,05 em todos os casos.

**Tabela 34 – Resultados das variáveis de tratamento nos modelos de sobrevivência**

		DADOS ORIGINAIS						DADOS PAREADOS							
		Weibull	Exponencial	Log-normal	Log-logistic	Cox	Mistura de Componentes <sup>1</sup>	Weibull	Exponencial	Log-normal	Log-logistic	Cox	Mistura de Componentes <sup>1</sup>		
TRABALHO	Univariado	AIC	27287,3	28284,4	27573,8	27339,2	26161,3	-	11275,0	11712,4	11384,9	11293,4	9705,5	-	
		Coefficiente de tratamento	0,4316	0,1417	0,5151	0,4431	-0,2370	-0,2372	0,2872	0,0964	0,3715	0,2842	-0,1586	-0,1582	
		Valor-p tratamento	< 0,01 (***)	0,02 (**)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	0,045 (**)	0,2700	0,053 (*)	0,067 (*)	0,0369 (**)	0,0372 (**)
	Bivariado	AIC	27283,5	28281,2	27574,3	27336,5	26157,3	-	11276,4	11714,0	11386,9	11294,9	9706,9	-	
		Coefficiente de tratamento	0,3758	0,1122	0,4788	0,3891	-0,2065	-0,2068	0,2780	0,0921	0,3658	0,2730	-0,1537	-0,1531	
		Valor-p tratamento	< 0,01 (***)	0,072 (*)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	0,052 (*)	0,2900	0,057 (*)	0,079 (*)	0,0433 (**)	0,0445 (**)
		Coefficiente dias de estudo	0,0052	0,0027	0,0031	0,0050	-0,0029	-0,0029	0,0024	0,0011	0,0011	0,0025	-0,0013	-0,0013	
		Valor-p dias de estudo	0,03 (**)	0,052 (*)	0,3970	0,055 (*)	0,029 (**)	0,022 (**)	0,4880	0,5900	0,8440	0,5130	0,4743	0,4485	
	Multivariado	AIC	26680,5	27731,7	27082,3	26803,8	25532,2	-	11095,5	11397,3	11243,6	11143,7	9518,9	-	
		Coefficiente de tratamento	0,0924	0,0006	0,1431	0,1144	-0,0464	-0,0549	0,1783	0,0734	0,2301	0,1610	-0,1300	-0,1099	
		Valor-p tratamento	0,4070	0,9930	0,3430	0,3462	0,4932	0,3983	0,2010	0,4480	0,2086	0,2945	0,1072	0,1723	
		Coefficiente dias de estudo	0,0041	0,0021	0,0026	0,0037	-0,0024	-0,0561	0,0026	0,0014	0,0019	0,0027	-0,0012	-0,0352	
Valor-p dias de estudo		0,1016	0,1256	0,4540	0,1647	0,1054	0,0524 (*)	0,4700	0,5600	0,7160	0,4609	0,5640	0,3696		
ESTUDO	Univariado	AIC	27299,1	28286,8	27584,4	27349,1	26173,3	-	5518,6	5813	5581,9	5534	4351,8	-	
		Coefficiente de tratamento	0,578	0,251	0,619	0,596	-0,317	-0,317428	0,844	0,38	1,23	0,913	-0,411	-0,413519	
		Valor-p tratamento	0,0106 (**)	0,063	0,041 (**)	0,012 (**)	0,0101 (**)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	0,019 (**)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	
	Bivariado	AIC	27278,8	28275,4	27570,7	27332,6	26152,5	-	5505,5	5801,8	5573,3	5523,5	4338,1	-	

AMBOS		<b>Coefficiente de tratamento</b>	0,2695	0,1095	0,2737	0,3131	-0,1480	-0,1651	0,6407	0,2799	0,9613	0,7136	-0,3121	-0,2964
		<b>Valor-p tratamento</b>	0,2411	0,4336	0,3775	0,1873	0,2370	0,1875	0,0323 (**)	0,085 (*)	0,011 (**)	0,021 (**)	0,03 (**)	0,045 (**)
		<b>Coefficiente dias de trabalho</b>	0,0016	0,0007	0,0016	0,0015	-0,0009	-0,0539	0,0021	0,0010	0,0023	0,0021	-0,0011	-0,0783
		<b>Valor-p dias de trabalho</b>	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)
	<b>Multivariado</b>	<b>AIC</b>	26680,5	27732,1	27080,4	26803,8	25532,1	-	5437,5	5641,8	5514,3	5463,3	4259,8	-
		<b>Coefficiente de tratamento</b>	0,2584	0,1088	0,4105	0,3147	-0,1492	-0,1287	0,7744	0,4811	0,9452	0,7825	-0,4341	-0,3559
		<b>Valor-p tratamento</b>	0,2514	0,4233	0,1415	0,1840	0,2743	0,3338	< 0,01 (***)	0,0127 (**)	< 0,01 (***)	0,01289 (**)	< 0,01 (***)	0,02124 (**)
		<b>Coefficiente dias de trabalho</b>	0,0006	0,0002	0,0005	0,0005	-0,0003	-0,0279	0,0010	0,0006	0,0010	0,0010	-0,0006	-0,0457
		<b>Valor-p dias de trabalho</b>	0,1489	0,3094	0,2899	0,2808	0,1706	0,0400 (**)	0,1407	0,1852	0,1885	0,1899	0,1448	0,0973 (*)
	<b>Univariado</b>	<b>AIC</b>	27298,3	28285,2	27584,8	27349,3	26172,6	-	3920,8	4056,4	3959,4	3929,5	2844,9	-
		<b>Coefficiente de tratamento</b>	0,6910	0,3320	0,6670	0,6720	-0,3783	-0,3774	0,7350	0,3920	0,9370	0,7240	-0,4131	-0,4088
		<b>Valor-p tratamento</b>	< 0,01 (***)	0,034 (**)	0,056 (*)	0,0172 (**)	< 0,01 (***)	< 0,01 (***)	0,0151 (**)	0,032 (**)	0,0137 (**)	0,0243 (**)	0,0117 (**)	0,011 (**)
		<b>AIC</b>	26681,9	27732,0	27081,3	26804,7	25533,2	-	3895,6	3972,0	3944,2	3911,2	2815,4	-
		<b>Coefficiente de tratamento</b>	0,2652	0,1032	0,3524	0,3368	-0,1530	-0,1526	0,4562	0,2932	0,5864	0,3834	-0,3051	-0,3467
<b>Valor-p tratamento</b>		0,3204	0,4983	0,2752	0,3769	0,3430	0,3106	0,1183	0,1638	0,08847 (*)	0,2450	0,100 (*)	0,04207 (**)	

<sup>1</sup> variáveis contínuas em log  
\* p<0,1; \*\* p<0,05; \*\*\* p<0,01  
Fonte: elaboração própria.

Inicialmente, cumpre assinalar que nos modelos Cox e de mistura de componentes os sinais dos coeficientes são invertidos devido à forma como a presença de parâmetros adicionais atua, se comparados aos modelos paramétricos, embora a interpretação do sentido do efeito permaneça. Dito isso, pela Tabela 34, pode-se extrair as seguintes conclusões:

(I) Quanto aos modelos com a variável de tratamento trabalho, observa-se que nos modelos univariados e bivariados, a base de dados pareados sempre reduz a magnitude e aumenta o valor-p do variável de tratamento em relação à base de dados original, e, em quase todos os casos, o coeficiente é estatisticamente significativo a um nível de 10%. Por outro lado, uma situação diferente ocorre nos modelos multivariados: a magnitude, o valor-p e a significância estatística não só são perdidas, como sua magnitude é reduzida nos modelos pareados. Ainda assim, no modelo de Cox pareado, cujo AIC foi o menor, o valor-p se encontra muito próximo de 0,10. Outro ponto a assinalar diz respeito à variável de dias de estudo: é somente nos modelos bivariados com dados originais e nos modelos univariados que sua significância estatística predomina.

(II) Por sua vez, os modelos com a variável de tratamento estudo mostram um cenário diferente: a magnitude do efeito do tratamento é acentuada e os valores-p são reduzidos em todos os modelos pareados em relação à base de dados original. O mesmo ocorre com a variável de dias de trabalho, que ganha magnitude e significância estatística em praticamente todos modelos testados, com a diferença de que nos modelos multivariados sua significância estatística só é observada nos modelos com mistura de componentes. Em todos os modelos pareados, pode-se observar que o tratamento de estudo é estatisticamente significativo no que diz respeito ao aumento do tempo esperado até reincidência para aqueles indivíduos tratados.

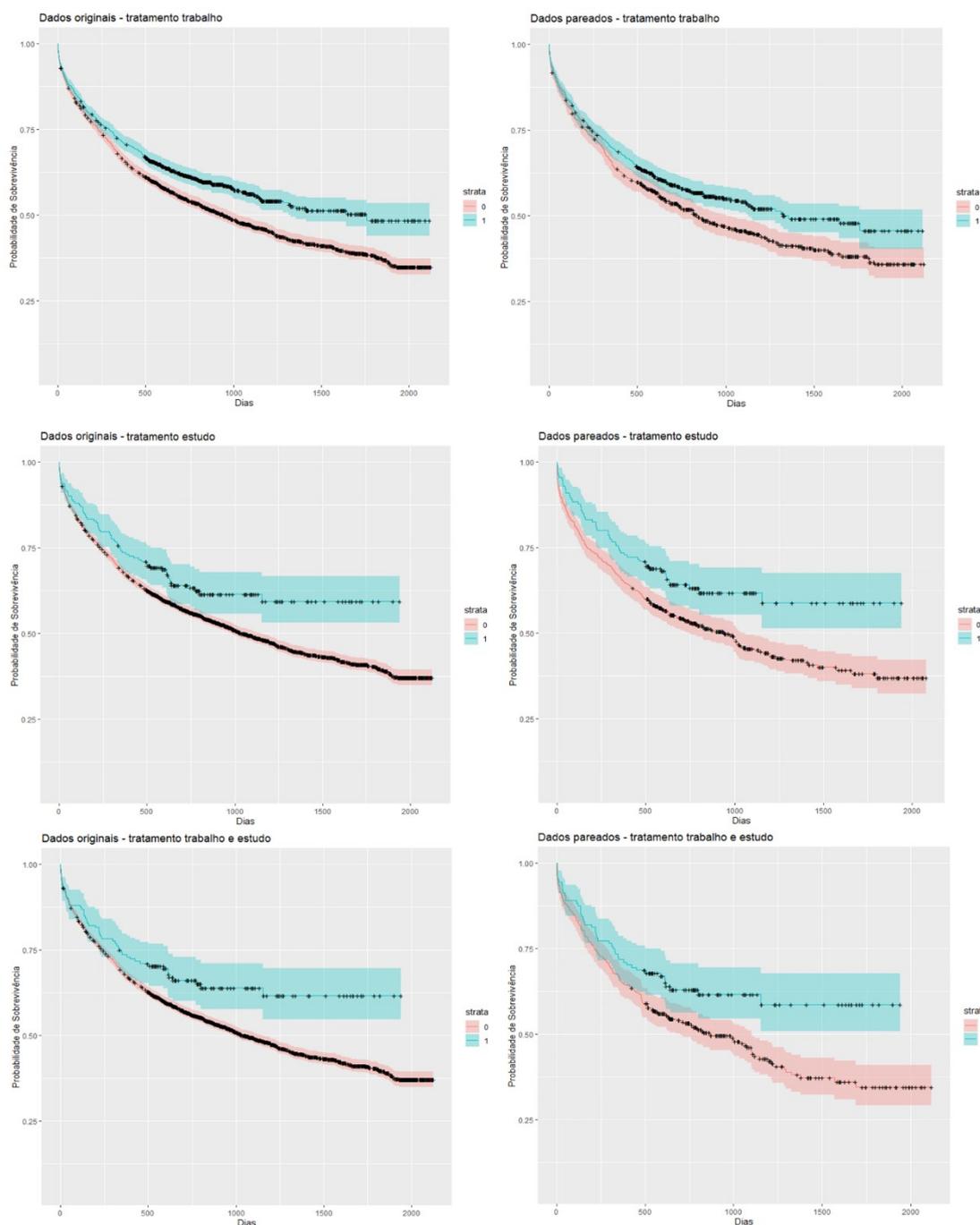
(III) Por fim, ao considerar ambos tratamentos em conjunto, a magnitude do impacto estaciona entre os resultados observados pelos dois tratamentos individualmente, embora a significância estatística tenha ficado mais próxima da observada pelos modelos com o tratamento de estudo. Em todos modelos univariados, o tratamento com ambas atividades apresentou um valor-p estatisticamente significativo a um nível de 10%, e, embora esta significância não tenha sido atingida na maioria dos modelos multivariados, o coeficiente de tratamento quase foi significativo no modelo Cox (valor-p 0,1021 e menor valor AIC) e significativo a um nível de 5% no modelo com mistura de componentes pareado.

Em virtude dessas considerações, pode-se argumentar que o impacto no tempo até reincidência é menor que o impacto das variáveis de tratamento na redução da probabilidade de reincidência. Porém, o efeito no aumento do tempo até a reincidência dos tratados pelo estudo é nítido, enquanto o efeito nos tratados pelo trabalho é tímido e quase no limite da margem de erro conforme modelo multivariado com menor AIC, e significativo nos modelos univariados e bivariados com os dados pareados.

## 10.2 CURVAS DE SOBREVIVÊNCIA

Para corroborar com os resultados apresentados pela Tabela 34, esta subseção expõe as curvas de sobrevivência para os três modelos de tratamento analisados por meio da metodologia não-paramétrica de Kaplan-Meier. Importante lembrar que, mesmo sendo a análise de Kaplan-Meier univariada, os dados pareados contam com um balanceamento entre o grupo de controle e tratados em todas as variáveis citadas no capítulo anterior, de forma que, mesmo que haja outras variáveis exercendo influência sobre o tempo até a reincidência, ambos os grupos possuem o mesmo perfil médio. Ademais, pode-se entender aqui probabilidade de sobrevivência como probabilidade de ressocialização do egresso, para melhor didática. Considera-se um intervalo de confiança de 90% em todos os gráficos.

**Figura 13 – Curvas de sobrevivência com tratamentos**



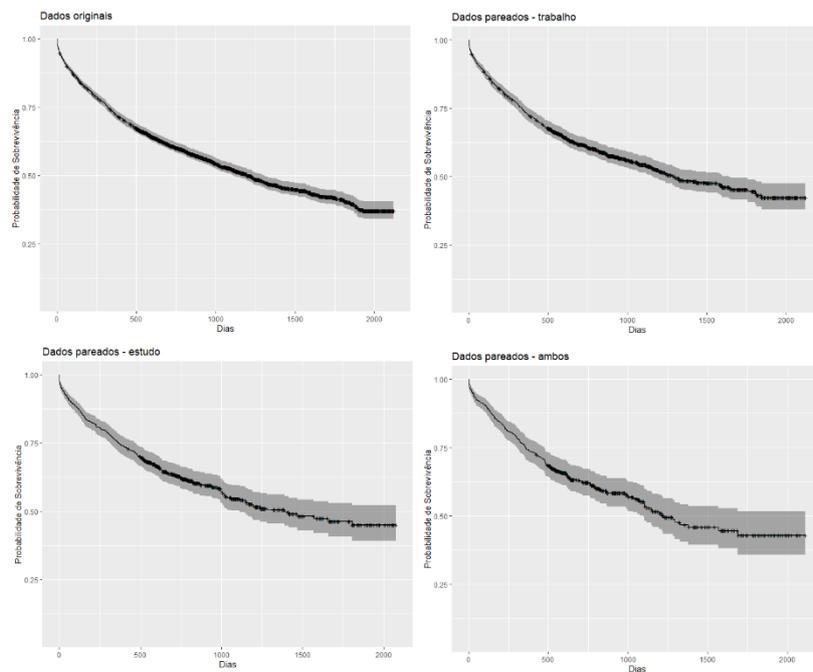
Fonte: elaboração própria.

A quantidade de observações na base de dados originais, especialmente para o grupo de controle (em laranja), reflete em um intervalo de confiança mais estreito. Nota-se que, para a variável de tratamento de trabalho, os intervalos de confiança entre os grupos estão mais distantes na base de dados completa e tocando em alguns pontos na base de dados pareada, indicando que o efeito do tratamento é menor após o controle da

heterogeneidade não observada. Os gráficos para a variável de tratamento de estudo indicam uma distância ainda maior entre os intervalos de confiança dos grupos de controle e tratados e essa distância é semelhante no caso de tratamento com ambas atividades, embora os intervalos de confiança se encontrem um pouco sobrepostos no período até aproximadamente 750 dias neste caso. Isso pode ser entendido como um indício de que a menor magnitude do impacto de ambas atividades em relação a participar somente do tratamento de estudo, conforme exposto na Tabela 34, decorrem de casos quando a reincidência é observada nos dois primeiros anos após a liberação.

Enfim, a Figura 14 demonstra as curvas de sobrevivência sem segregação por categoria resultantes dos modelos semi-paramétricos de Cox apresentados na Tabela 34 e que cujos modelos apresentaram os menores AIC dentre aqueles com cálculo de AIC disponível. Em relação aos dados com toda a amostra de condenados com tempo de prisão superior a trinta dias, nota-se que a probabilidade de sobrevivência é levemente superior na cauda do gráfico para os dados pareados pelo trabalho, estudo e ambas as atividades, indicando, por fim, que os efeitos dos tratamentos na reincidência são sentidos em maior grau na redução da taxa de reincidência estadual do que no aumento tempo esperado até a reincidência.

**Figura 14 – Curvas de sobrevivência geral**



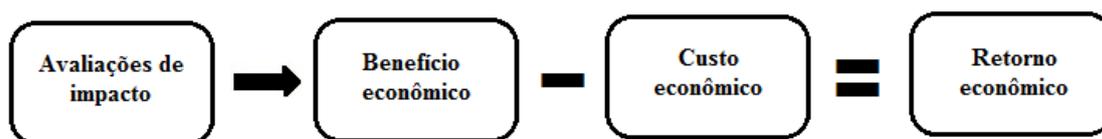
**Fonte: elaboração própria.**

## 11 RETORNO ECONÔMICO DA PARTICIPAÇÃO EM ATIVIDADES LABORAIS E EDUCACIONAIS NOS ESTABELECIMENTOS PRISIONAIS

Com as informações dadas pela Figura 2, que demonstra a evolução da despesa anual liquidada da SAP/SC com profissionalização e reintegração social dos apenados, e com os resultados de impacto expostos anteriormente a esta seção, pode-se calcular qual o retorno econômico para a SAP/SC de prover atividades laborais e educacionais nos estabelecimentos prisionais catarinenses.

A abordagem de avaliação de retorno econômico de políticas públicas consiste na conversão monetária dos impactos observados pelos tratamentos (benefício econômico), que é confrontado com o custo econômico de prover tais atividades para chegar à conclusão de rentabilidade, ou não, dos programas. A Figura 15 resume este processo.

**Figura 15 – Avaliação de Retorno Econômico**



Fonte: elaboração própria.

No presente estudo, a avaliação de impacto, efetuada por meio de técnicas de pareamento, estimou o efeito causal médio dos tratamentos sobre os tratados. Os coeficientes de impacto, apresentados pelas Tabelas 30, 31 e 32, dão a magnitude do efeito do programa, e são necessários para os próximos passos na avaliação de retorno econômico. Utilizou-se como magnitude de impacto a diferença percentual nos valores preditos dos dois grupos para os modelos de pareamento genético do trabalho e pareamento por vizinho mais próximo do estudo e ambas atividades<sup>11</sup>. Ressalva-se aqui que este estudo somente calculou o impacto dos programas sobre a taxa de reincidência, isto é, vários impactos colaterais dos programas não foram estimados: poder-se-ia

---

<sup>11</sup> Como 152 pessoas participaram de ambos trabalho e estudo, considerou-se a magnitude do impacto do trabalho em 995 indivíduos (1147 tratados menos 152), a magnitude do impacto do estudo em 41 indivíduos (192 menos 152) e a magnitude do impacto de ambas atividades nessas 152 pessoas.

argumentar que esses são múltiplos, podendo até ser maiores que os efeitos diretos sobre a taxa de reincidência, indicando um impacto, e, portanto, um benefício e retorno econômico maiores. Exemplos desses efeitos colaterais são: um aumento na escolaridade pode elevar a empregabilidade e os salários, que por sua vez aumentariam a arrecadação de tributos e reduziriam os custos com programas sociais; a profissionalização e o trabalho nas prisões também refletem em maior empregabilidade e maior arrecadação de tributos. Em todos os casos, as despesas penitenciárias são reduzidas, a redução de criminalidade aumenta a produtividade de uma sociedade, assim como o turismo, o bem-estar, entre tantos outros fatores. A mão de obra dentro das prisões também consiste em uma mão de obra barata para as empresas que instalam oficinas dentro dos estabelecimentos e não arcam com alguns custos, como o de eletricidade delas, e verbas trabalhistas, aumentando seus lucros, e, portanto, permitindo-lhes ampliar a oferta da quantidade de empregos ofertados nesses locais. Há também a redução nos custos policiais, judiciários e do sistema de saúde pública quando a criminalidade é reduzida. Enfim, são vários os efeitos colaterais da efetividade dos programas laborais e educacionais nas prisões e a grande maioria deles é de difícil mensuração e foge do escopo deste estudo. Entretanto, tenha-se em mente que os impactos aqui calculados são somente uma fração do potencial impacto total da oferta desses programas.

O benefício monetário dos programas é mais bem calculado pelo valor presente descontado das economias esperadas associadas a um egresso que não reincidiu devido à participação em um programa prisional. Mas é necessário um número de suposições para este cálculo: qual a taxa social de desconto a ser considerada para representar o custo de oportunidade social dos recursos, o tempo médio de prisão de um indivíduo reincidente, o custo mensal de um preso, o período de tempo do qual o valor presente descontado é calculado e a renda esperada de um egresso ressocializado. Assim, o presente estudo utilizou as seguintes suposições:

(I) Taxa social de desconto: um estudo do IPEA (2019) apresentou um panorama da experiência internacional relativa à utilização da taxa social de desconto em projetos de infraestrutura. Os autores do estudo apontam que o governo da Austrália estabelece uma taxa de 7% ao ano em termos reais; o governo do Chile, por meio do seu Ministério de Desenvolvimento Social, estabeleceu para o ano de 2018 uma taxa de 6% ao ano como padrão nacional para avaliação econômica de projetos; o governo federal dos Estados Unidos prescreve a utilização de dois valores alternativos para a taxa social de desconto:

de 3% ao ano, recomendado pela Agência de Proteção Ambiental, e de 7% ao ano, conforme orientação do Escritório de Gestão e Orçamento do Congresso Americano; a taxa de desconto recomendada pelo Tesouro Britânico para avaliação de projetos públicos é de 3,5% real ao ano; já o manual europeu de análise custo-benefício recomenda a adoção de uma taxa social de desconto de 5% ou 3%, a depender do país. Entretanto, como o relatório teve maior foco na análise da taxa social de desconto relacionado a projetos governamentais de infraestrutura, o presente estudo optou pela taxa de desconto social de 3%, que foi aquela utilizada por Carvalho, Cerqueira, Rodrigues e Lobão (2008), renomados pesquisadores especialistas em economia do crime e segurança pública, no artigo “Custos das Mortes por Causas Externas no Brasil”, assim como em outros estudos de Daniel Cerqueira relacionados ao cálculo do custo da criminalidade.

(II) O tempo médio de prisão, conforme banco de dados utilizado, é de aproximadamente 600 dias. Todavia, sabe-se que ser reincidente pode ser um fator agravante na sentença de um preso. Portanto, optou-se por utilizar um período de dois anos como o tempo médio preso para o cálculo do benefício econômico.

(III) Para o custo médio mensal de um preso no sistema prisional catarinense, utilizou-se o valor de R\$ 2.536,98, conforme calculado pelo Tribunal de Contas de Santa Catarina em 2018 por meio do Relatório de Auditoria nº 18/0115669, que avaliou o custo econômico dos feminicídios no Estado. Esse valor foi resultado da uma atualização monetária do valor calculado por auditores do Tribunal quando a então Secretaria de Justiça e Cidadania foi auditada em 2012 e havia sido divulgado que, até aquele ano, a Secretaria não sabia o custo mensal de um preso.

(IV) Para o período de tempo do qual o valor presente descontado foi calculado, o presente estudo inicialmente considerou a expectativa de vida de Santa Catarina, que conforme informação do IBGE para o ano de 2018 foi de 79,6 anos. Todavia, espera-se que a prisão tenha um efeito na deterioração na expectativa de vida. Assim, como não foi encontrado nenhum estudo nacional que aponte a redução na expectativa de vida consequente de tempo na prisão, utilizou-se informação do instituto americano *Prison Policy Initiative*, que calculou em 2017 uma redução na expectativa de vida em dois anos para cada ano preso. Consequentemente, levando em consideração um tempo médio de prisão de aproximadamente dois anos, o período utilizado no cálculo do valor presente

foi de 75,6 anos. Adicionalmente, sabe-se que a idade média no momento de liberação conforme dados da SAP/SC foi de 32,8 anos.

(V) Para a renda esperada de um egresso ressocializado, considera-se o valor de um salário mínimo com referência em 2018: R\$ 954,00.

Em suma, o benefício monetário aqui calculado consiste no retorno salarial advindo de uma ressocialização efetiva e no custo prisional que o Estado deixaria de incorrer com a redução da população carcerária, isto é, o presente cálculo também parte da hipótese de que os indivíduos tratados não reincidentes foram capazes de serem e ficarem empregados durante o restante de suas vidas. Com as suposições firmadas, pode-se proceder com o cálculo do benefício econômico, da forma:

$$VPL = (A + B + C) * \left( \sum_{n=1}^2 \frac{Renda\ anual + Custo\ médio\ anual\ do\ preso}{(1+r)^n} + \sum_{n=3}^{43} \frac{Renda\ anual}{(1+r)^n} \right) \quad (11.1)$$

em que:  $A$ ,  $B$  e  $C$  representam a população que deixa de reincidir por ser parte de algum grupo de tratamento (somente trabalho, somente estudo e ambas atividades, respectivamente). Como exemplo, seja  $A$  aqueles 995 indivíduos condenados da base de dados que somente trabalharam. Conforme os valores preditos do pareamento genético da Tabela 30,  $A$  seria igual a  $[(995 * 0,5396) - (995 * 0,4417)] = 97,41$ . O mesmo é feito com o estudo e ambas atividades, para ter-se a quantidade de pessoas que multiplicariam o valor presente descontado da renda e do custo prisional.

Em conversa com técnicos da SAP/SC, foi informado que, além daqueles valores dados pela Figura 2, há também um custo com eletricidade dos ambientes laborais, que são arcados pelo Estado e não há segregação orçamentária específica. Entretanto, também se sabe que um quarto dos salários dos presos que trabalham dentro da prisão vão para a citada Secretaria. Portanto, considera-se que os custos com energia elétrica são compensados com o retorno salarial, de forma que essas informações então se anulam e não entram no cálculo do retorno econômico.

O benefício econômico de prover trabalho e estudo nas prisões foi calculado em três cenários distintos. Os resultados seguem abaixo:

**(I) Cenário I:** o primeiro cenário considera qual foi o benefício consequente do que foi efetivamente ofertado, isto é, qual foi o benefício econômico da participação de 995 indivíduos no trabalho, 41 no estudo e 152 em ambas atividades. O resultado obtido pela

fórmula de valor presente descontado foi equivalente a R\$ 42.661.387,89. Considerando a soma dos valores da Figura 02 de 2013 a 2016 (R\$ 28 milhões), uma vez que grande parte dos beneficiados pelo investimento de 2017 e 2018 não entraram na base de dados (já que o tempo médio de prisão é aproximadamente dois anos), conclui-se que o custo com ressocialização dos apenados foi menor que o benefício calculado, levando a um retorno econômico positivo de ofertar os programas nos estabelecimentos prisionais. Novamente, assinala-se que o presente cálculo de retorno econômico somente leva em conta uma fração do benefício obtido pela ressocialização dos egressos, sendo, por consequência, o real retorno econômico para o Estado e a sociedade superior aos 16 milhões de reais aqui observados.

**(II) Cenário II:** neste cenário, suponha-se que todos os 3.394 condenados com tempo de prisão superior a trinta dias tenham trabalhado, estudado ou participado em ambas atividades. Caso toda a amostra tivesse trabalhado, o benefício seria equivalente a R\$ 109.841.669,73; no caso de todos terem estudado, o mesmo seria igual a R\$ 174.131.022,89 e se todos tivessem estudado e trabalhado por mais que 30 dias o benefício calculado seria de R\$ 186.584.981,36.

**(III) Cenário III:** enquanto a base de dados utilizada neste estudo contou com somente presos condenados, sabe-se que no mesmo período analisado 25.180 indivíduos foram presos por um período superior a trinta dias, incluindo os presos provisórios. Caso toda essa população de presos condenados e provisórios tivesse trabalhado na prisão, o benefício resultante seria de 815 milhões de reais. No caso de todos terem estudado esse valor seria igual a 1,292 bilhões, ou 1,384 bilhões se todos tivessem estudado e trabalhado por um período superior a trinta dias.

Independente do cenário considerado, fica evidente a magnitude do retorno econômico em prover atividades laborais e educacionais nas prisões. Essa conclusão deve servir de motivação para os gestores públicos ampliarem a oferta de educação e trabalho nos estabelecimentos, em prol de toda a sociedade catarinense.

## 12 CONSIDERAÇÕES FINAIS

### 12.1 LIMITAÇÕES

Durante a elaboração da base de dados utilizada no presente estudo, pôde-se notar que a Diretoria de Administração Prisional da SAP/SC está muitos passos à frente de outras Secretarias estaduais e até mesmo da Diretoria de Administração Socioeducativa da mesma Secretaria, no que diz respeito a um sistema de banco de dados. Como exemplo, a auditoria operacional documentada no processo nº 19/00240626 do Tribunal de Contas de Santa Catarina, realizada em 2019, havia apontado que até aquele ano, para o sistema socioeducativo estadual nem sequer havia um sistema de dados.

Entretanto, ainda há espaço para melhorias. De certa forma, as limitações deste estudo estão relacionadas às limitações do sistema Ipen: por exemplo, não foi possível separar se o trabalho exercido durante a pena foi do tipo institucional (como serviços de limpeza de presídio) ou do tipo industrial (como aqueles exercidos em oficinas de trabalho). Partindo dos resultados encontrados por Sedgley *et al.* (2010), espera-se que o trabalho industrial tenha um impacto maior na redução da taxa de reincidência, uma vez que este tipo de trabalho melhor qualifica o preso para obtenção de um emprego externo. Caso esse tipo de dado esteja disponível no futuro, tornar-se-á possível avaliar o efeito dos dois tipos de trabalho na taxa de reincidência. Outra informação relevante seria a completude dos estudos na prisão: presos que conseguem completar algum grau de escolaridade, obtêm diplomas e certificados educacionais e profissionalizantes podem ter uma probabilidade de reincidência menor que aqueles que não completam os estudos na prisão. Ter esses dados disponíveis poderiam corroborar com a importância de estudos contínuos e completos aos presos.

Outra limitação do banco de dados diz respeito à qualidade dos dados de algumas variáveis. O campo de município de residência do preso, em quase todos os casos, não é preenchido. O presente estudo, para contornar esse problema e apoiado no artigo 103 da Lei de Execução Penal (Lei 7.210/84), teve que utilizar o município da unidade prisional de liberação do preso como *proxy* para seu município de residência. As variáveis de tipo de crime cometido, ou “Amparo Legal”, conforme planilha original da SAP/SC, também possuem várias inconsistências: muitas vezes, cita-se somente a lei da qual o preso foi enquadrado, sem especificação detalhada do artigo e inciso referente ao crime. Em alguns

casos, os artigos citados nem sequer dizem respeito a algum tipo de crime. Uma boa alternativa para contornar esse problema é a criação de um campo automático no Ipen que apontaria a gravidade e a categoria do crime que levou o indivíduo à prisão, conforme um padrão pré-estabelecido pela Secretaria. Os dados de quantidade de condenações também não são confiáveis: vários indivíduos são dados como reincidentes pelo sistema sem ter nenhuma condenação. Os campos do Ipen de “situação de condenação” e “quantidade de condenações” também não coincidem: há casos com situação de condenação positiva, mas zero quantidade de condenações ou situação de condenação negativa com múltiplas condenações.

Há também a limitação no que tange a casos não identificáveis pelos dados. Como exemplo, considere o seguinte cenário: um indivíduo cometeu dois crimes em 2011 e foi condenado por somente um desses crimes em 2012. Ele é preso, estuda e/ou trabalha na prisão, é liberado em 2014 ressocializado, sem intenções de cometer outro crime. Em 2015, o Judiciário julga o outro crime cometido em 2011 e o preso retorna à prisão. O sistema do Ipen apontaria esse indivíduo como reincidente, embora a “reincidência” diga respeito ao crime cometido antes da primeira prisão. Dessa forma, o cálculo do impacto do trabalho/estudo estaria subestimado: uma observação tratada é reincidente, quando o efeito do trabalho/estudo não tem nenhuma relação com a reincidência, uma vez que a segunda prisão não reflete o impacto das atividades.

Por fim, outra limitação deste estudo concerne o acompanhamento ao egresso. Embora previsto na Seção VIII da Lei de Execução Penal, a assistência ao egresso ainda não é uma realidade em Santa Catarina, conforme apontado por técnicos da SAP/SC em entrevista no início da elaboração desta dissertação. Todavia, com um real acompanhamento ao egresso, seria interessante a Secretaria firmar parcerias com outros órgãos para terem acesso a banco de dados de empregos, como o RAIS do Ministério do Trabalho, para que possa ser calculada a relação entre emprego pós-prisão e as atividades dentro das mesmas, tendo a Secretaria um parâmetro adicional para medir a efetividade de suas ações. Outra base de dados que pode ser útil na avaliação das políticas da SAP/SC diz respeito à assistência social aos egressos, uma vez que essa variável também pode exercer influência sobre os resultados das políticas públicas a serem avaliadas.

## 12.2 CONCLUSÃO

Ainda que não se abandone a meta punitiva do sancionamento de infrações legais, a legislação brasileira (e de tantos outros países) frisa o objetivo de ressocialização nos estabelecimentos prisionais por meio de uma transformação de disposições criminosas em hábitos saudáveis de convívio. Todavia, essa transformação somente é possível se o Estado buscar garantir atividades que aumentem as habilidades e empregabilidade dos egressos, assim como atividades que motivem mudanças de cunho ético e moral, ampliando a percepção do indivíduo sobre seu papel em sociedade e reduzindo o preconceito social existente por meio de uma efetiva qualificação profissional e educacional.

Com respaldo no aumento da violência e da população carcerária, no crescente gasto com segurança pública e sistema prisional, assim como em preconizações da Lei de Execução Penal, na Teoria Econômica de Becker e na Abordagem Ecológica do crime, criou-se junto à SAP/SC uma base de dados com o intuito de utilizar metodologias econométricas para responder perguntas quanto à efetividade de atividades de ressocialização na redução da taxa de reincidência estadual, de forma que futuras decisões de políticas públicas possam se subsidiar nos resultados obtidos.

Através de metodologias de pareamento e impacto, modelos de sobrevivência e análise de custo-benefício, o presente estudo concluiu pela efetividade dos programas laborais e educacionais nas prisões, confirmando as cinco hipóteses elaboradas no início do estudo. A probabilidade de reincidência entre os egressos que participaram de programas laborais e educacionais é estatisticamente menor em comparação aos que não participaram. Particularmente, conforme os modelos com melhor balanceamento nos escores de propensão e nas variáveis explicativas, o trabalho reduz em 18,14% a taxa de reincidência; o estudo, por sua vez, reduz em 29,68% a mesma taxa, enquanto participar de ambas atividades reduz em 30,75% a reincidência estadual. Isto é, embora ambas atividades sejam efetivas em exercer influência na ressocialização dos presos, a magnitude do efeito é superior pelo estudo e marginal quando se adiciona o trabalho ao estudo.

Os modelos de sobrevivência testados apontaram que o impacto no tempo até a reincidência pelas atividades de trabalho e estudo possuem magnitudes menores que seus impactos na redução da taxa de reincidência. Ainda assim, foi constatado que o impacto

do trabalho na probabilidade de sobrevivência (ou ressocialização) com o tempo é positivo, embora praticamente no limite da margem de erro para um intervalo de confiança de 90%, conforme modelo de Cox multivariado com amostra pareada, cujo AIC foi o menor dentro aqueles modelos multivariados testados. Entretanto, os modelos de Cox uni e bivariados com amostras pareadas, assim como os gráficos não-paramétricos Kaplan-Meier e os modelos com mistura de componentes, dão o efeito do trabalho significativo a um nível de 5%. O estudo, por sua vez, se mostrou estatisticamente significativo a um nível de 5% em praticamente todos os modelos pareados uni, bi e multivariados, sendo que, nos modelos de Cox e de mistura de componentes, sua magnitude foi maior que três vezes o efeito do trabalho no tempo até a reincidência. Já quando o preso participa em ambas atividades, o efeito no tempo esperado até a reincidência foi significativo a um nível de 10% nos modelos pareados de Cox e de mistura de componentes, com um impacto menor no primeiro e aproximadamente igual no segundo em relação ao efeito de somente estudar na prisão. Assim, pelos modelos de sobrevivência, concluiu-se que não há ganho marginal no tempo até reincidência ao adicionar o trabalho quando o preso já estuda na prisão.

Com base nos resultados supracitados, pôde-se concluir adicionalmente que o investimento em atividades de trabalho e educação possuem um retorno econômico positivo para o Estado. Embora o valor calculado do retorno econômico de prover trabalho e educação nas prisões conte com somente uma fração dos potenciais benefícios, foi constatado que, para o Estado de Santa Catarina, o investimento em profissionalização de apenados é menor que o ganho esperado do mesmo, ainda que considerando somente o retorno salarial mínimo de mão de obra e o custo prisional que o Estado deixaria de arcar (que resulta em um retorno esperado das observações tratadas em mais que 42,6 milhões de reais ante um investimento de R\$ 28 milhões entre 2013 e 2016). Caso toda a amostra de 3.394 observações (leia-se detentos) tivesse trabalhado na prisão, o benefício calculado seria equivalente a R\$ 109,8 milhões; no caso de todos terem estudado, o mesmo seria igual a R\$ 174,1 milhões e se todos tivessem estudado e trabalhado por mais de 30 dias o benefício calculado seria de R\$ 186,6 milhões. Assinala-se ainda que, o estudo, cujo impacto é superior ao do trabalho na redução da reincidência, possui um investimento ainda menor do que o trabalho, já que demanda menos recursos para sua viabilidade.

Diante dos resultados apresentados, pode-se indicar que o Estado de Santa Catarina precisa aumentar a oferta de trabalho e estudo nas prisões. Ainda que Santa Catarina seja considerado um modelo nacional na oferta de trabalho, os dados utilizados no presente estudo, que contaram com 3.394 presos condenados com tempo de prisão superior a 30 dias e liberados entre 01/01/2013 a 08/11/2018, indicaram que somente 33,79% da amostra havia trabalhado por mais que 30 dias na prisão. Em notícia veiculada na mídia pelo portal NSC Total em 05/10/2019, foi reportado que o Grupo de Monitoramento e Fiscalização dos Presídios do Tribunal de Justiça de Santa Catarina constatou que 30% dos detentos estavam trabalhando nas unidades prisionais em empresas instaladas pela iniciativa privada. Independente de quantos dos 33,79% observados haviam trabalhado em empresas privadas e quantos exerceram atividades institucionais das unidades prisionais, é evidente que ainda há bastante espaço para ampliação das atividades laborais. Ainda assim, não foi encontrado nenhum documento oficial que trate de metas na oferta de trabalho nas prisões catarinenses.

No que diz respeito à oferta de educação, o primeiro Plano Estadual de Educação nas Prisões, elaborado somente em 2015, embora cite como objetivo a ampliação do atendimento do Ensino Fundamental e Médio em todo o Estado e o atendimento em 100% das unidades prisionais, também deixou de apresentar uma real meta quantitativa quanto à proporção de presos que deveriam estudar nas prisões. A Tabela 6 deste estudo mostrou que 17,3% das unidades prisionais não ofertaram educação durante o período analisado, sendo que somente 5,69% das observações havia estudado por um período superior a um mês. Os resultados aqui apresentados, que apontaram a maior magnitude na redução da reincidência quando o preso estuda na prisão, deve servir como motivação para que uma nova redação seja elaborada, contando com valores desafiadores sobre a proporção de presos que deveriam estudar nas prisões.

Com essas medidas e um plano estratégico para atingimento de metas de trabalho e educação nas prisões, espera-se que o déficit no número de vagas no sistema prisional do Estado seja reduzido, conseqüentemente, no longo prazo, reduzindo também a necessidade de novos gastos em criação de unidades prisionais. Com o cumprimento dessas metas, também se espera a influência que os programas exerceriam na redução da criminalidade estadual, no aumento da oferta de mão de obra especializada e escolarizada, e no propício de uma maior dignidade humana aos presos.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADORNO, Sérgio; BORDINI, Eliana. Reincidência e reincidentes penitenciários em São Paulo, 1974-1985. *Revista Brasileira de Ciências Sociais*, v. 9, n. 3, p. 70-94, 1989.

ALISSON, P.D. Convergence problems in logistic regression. In M. Altman, J. Gill e M. McDonald (Eds.), *Numerical issues in statistical computing for the social scientist*, p. 238-252, New York, NY: John Wiley, 2004.

ALTAY, Ayca; KAYAKUTLU, Gulgun; TOPCU, Y. Ilker. Win-win match using a genetic algorithm. *Applied Mathematical Modelling*, v. 34, n. 10, p. 2749-2762, 2010.

ANDREOLLA, Ana Paula. Brasil caminha para se tornar refém do sistema prisional, diz Jungmann. G1, 2018. Disponível em: <https://g1.globo.com/politica/noticia/2018/07/20/brasil-caminha-para-se-tornar-refem-do-sistema-prisional-diz-jungmann.ghtml>. Acesso em: 23/10/2018.

APEL, Robert J.; SWEETEN, Gary. Propensity score matching in criminology and criminal justice. In: *Handbook of quantitative criminology*. Springer, New York, NY, 2010. p. 543-562.

ASSANE, Cachimo C. *Análise de dados de sobrevivência na presença de riscos competitivos*. UFRJ, 2013.

AUSTIN, P. Using the standardized difference to compare the prevalence of a binary variable between two groups in observational research. *Communications in Statistics – Simulation and Computation*, v. 38, p. 1228-1234, 2009.

BECK, Allen J.; SHIPLEY, Bernard E. *Recidivism of prisoners released in 1983*. Washington, DC: US Department of Justice, Office of Justice Programs, Bureau of Justice Statistics, 1989.

BECKER, Gary S. *Crime and punishment: An economic approach*. In: *The economic dimensions of crime*. Palgrave Macmillan, London, 1968. p. 13-68.

BEMFICA, Francisco Vani. *Da teoria do crime*. Ed. Saraiva, 1990.

BRASIL. Lei n. 7.210, de 11 de jul. de 1984. *Lei de Execução Penal*, Brasília, DF, julho, 1984.

BRENNER, Geraldo. Entendendo o comportamento criminoso: educação, ensino de valores morais e a necessidade de coibir o comportamento criminoso: uma contribuição da teoria econômica e um recado para nossas autoridades. Age, 2009.

BENDA, Brent B. Predicting return to prison among adolescent males: A comparison of three statistics. *Journal of criminal justice*, v. 17, n. 6, p. 487-500, 1989.

BIFULCO, Antonia *et al.* Adult attachment style. I: Its relationship to clinical depression. *Social psychiatry and psychiatric epidemiology*, v. 37, n. 2, p. 50-59, 2002.

BOX-STEFFENSMEIER, J. M.; BRADY, H. E.; COLLIER, D. The Oxford Handbook of Political Methodology (Oxford Handbooks of Political Science). New York, NY: Oxford University Press, 2008.

BRASIL. Ministério da Justiça, Departamento Penitenciário Nacional (Depen). Sistema Nacional de Informação Penitenciária – InfoPen, 2008.

BRASIL. Ministério da Justiça, Departamento Penitenciário Nacional (Depen). Levantamento Nacional de Informações Penitenciárias. Brasília, 2017.

BRONFENBRENNER, U. A ecologia do desenvolvimento humano: experimentos naturais e planejados. Porto Alegre: Artes Médicas, 1996. (Originalmente publicado em 1979).

BROOKHART, M. Alan *et al.* Variable selection for propensity score models. American journal of epidemiology, v. 163, n. 12, p. 1149-1156, 2006.

BUSTAMANTE-TEIXEIRA, M., FAERSTEIN, E., ROSARIO, L. Técnicas de análise de sobrevivência - survival analysis techniques. Cad. Saúde Pública, v. 18(3): p. 579–594, 2002.

CALIENDO, Marco; KOPEINIG, Sabine. Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. Journal of economic surveys, v. 22, n. 1, p. 31-72, 2008.

CAMERON, A. Colin; TRIVEDI, Pravin K. Microeconometrics: methods and applications. New York, NY: Cambridge university press, 2005.

CAMPBELL, Donald T.; STANLEY, Julian C. Experimental and quasi-experimental designs for research on teaching In NL Gage. Handbook of research on teaching, 1966.

CAPDEVILA, Manel e PUIG, Marta Ferrer. (2009) “Tasa de Reincidência Penitenciária 2008”. Disponível em [creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.5/es/legalcode.ca](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.5/es/legalcode.ca). Acesso em: 10/10/2018.

CARVALHO, Alexandre *et al.* Custos das mortes por causas externas no Brasil. Revista Brasileira Biom., v.26, n. 3, p. 23-47, 2008.

CARVALHO, José. Essays on the microeconometrics of labor markets and criminal behavior. 2002.

CEPETA, M.S.; BOSTON, R.; FARRAR, J.T.; STROM, B.L. Optimal matching with a variable number of controls vs a fixed number of controls for a cohort study: trade-offs. Journal of Clinical Epidemiology, v.56, p. 230-237, 2003.

CERQUEIRA, Daniel *et al.* Análise dos custos e consequências da violência no Brasil. Brasília: IPEA, 2007.

CERQUEIRA, Daniel; LOBÃO, Waldir. Determinantes da criminalidade: arcabouços teóricos e resultados empíricos. *DADOS-Revista de ciências sociais*, v. 47, n. 2, 2004.

CHO, Rosa Minhyo; TYLER, John H. Does prison-based adult basic education improve postrelease outcomes for male prisoners in Florida? *Crime & Delinquency*, v. 59, n. 7, p. 975-1005, 2013.

CLEMENTE, Ademir; WELTERS, Angela. Reflexões sobre o modelo original da economia do crime. *Revista de Economia*, v. 33, n. 2, 2007.

COCHRAN, William G.; RUBIN, Donald B. Controlling bias in observational studies: A review. *Sankhyā: The Indian Journal of Statistics, Series A*, p. 417-446, 1973.

COHEN, J. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Lawrence Erlbaum. Hillsdale, NJ, 1988.

COLOSIMO, Enrico Antônio; GIOLO, Suely Ruiz. Análise de sobrevivência aplicada. In: *ABE-Projeto Fisher*. Edgard Blücher, 2006.

CRUMP, Richard K. *et al.* Accounting for limited overlap in estimation of average treatment effects under unconfoundedness. Working paper, University of California, Berkeley, 2004.

DIAMOND, Alexis; SEKHON, Jasjeet S. Genetic matching for estimating causal effects. *Econometrica*, v. 4, p. 386-405, 2010.

DIAMOND, Alexis; SEKHON, Jasjeet. Genetic matching for estimating causal effects: A new method of achieving balance in observational studies, 2005.

DUROSE, Matthew R.; COOPER, Alexia D.; SNYDER, Howard N. *Recidivism of prisoners released in 30 states in 2005: Patterns from 2005 to 2010*. Washington, DC: US Department of Justice, Office of Justice Programs, Bureau of Justice Statistics, 2014.

EHRlich, Isaac. Participation in illegitimate activities: A theoretical and empirical investigation. *Journal of political Economy*, v. 81, n. 3, p. 521-565, 1973.

EM SC, 14% DOS PRESOS ESTUDAM NAS UNIDADES PRISIONAIS. NSC TV, 2018. Disponível em: <https://g1.globo.com/sc/santa-catarina/noticia/2018/10/19/em-sc-14-dos-presos-estudam-nas-unidades-prisionais.ghtml>. Acesso em: 22/10/2019.

FAZEL, Seena; WOLF, Achim. A systematic review of criminal recidivism rates worldwide: current difficulties and recommendations for best practice. *PloS one*, v. 10, n. 6, p. e0130390, 2015. Disponível em: [journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0130390](https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0130390). Acesso em: 20/09/2018.

FOUCAULT, Michel. *Vigiar e Punir: Nascimento das Prisões*. Petrópolis. Vozes, 1999.

FREEMAN, Richard B. *Crime and the employment of disadvantaged youths*. National Bureau of Economic Research, 1991.

GIJBELS, Irène. Censored data. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, v. 2, n. 2, p. 178-188, 2010.

GLAESER, Edward L.; SACERDOTE, Bruce; SCHEINKMAN, Jose A. Crime and social interactions. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 111, n. 2, p. 507-548, 1996.

GLANCE, Laurent G. *et al.* Use of a matching algorithm to evaluate hospital coronary artery bypass grafting performance as an alternative to conventional risk adjustment. *Medical care*, v. 45, n. 4, p. 292-299, 2007.

GLAZERMAN, Steven; LEVY, Dan M.; MYERS, David. Nonexperimental versus experimental estimates of earnings impacts. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, v. 589, n. 1, p. 63-93, 2003.

GONÇALVES JR, Carlos Alberto; SHIKIDA, Pery Francisco Assis. Determinantes da Reincidência Penal no Estado do Paraná: uma análise empírica da economia do crime/Determinants of Criminal Recidivism in the State of Paraná: an empirical analysis of the economics of crime. *Economic Analysis of Law Review*, v. 4, n. 2, p. 315, 2013.

GREENE, William H. *Econometric Analysis*, 7<sup>th</sup> edition. New Jersey: Prentice Hall, 2002.

GU, Xing Sam; ROSENBAUM, Paul R. Comparison of multivariate matching methods: Structures, distances, and algorithms. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, v. 2, n. 4, p. 405-420, 1993.

HANSEN, Ben B. Full matching in an observational study of coaching for the SAT. *Journal of the American Statistical Association*, v. 99, n. 467, p. 609-618, 2004.

HARER, Miles D. Recidivism among federal prisoners released in 1987. *Journal of correctional education*, v. 46, n. 3, p. 98-128, 1995.

HECKMAN, James J.; ICHIMURA, Hidehiko; TODD, Petra E. Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training programme. *The review of economic studies*, v. 64, n. 4, p. 605-654, 1997.

HECKMAN, James J.; ICHIMURA, Hidehiko; TODD, Petra. Matching as an econometric evaluation estimator. *The review of economic studies*, v. 65, n. 2, p. 261-294, 1998.

HEINRICH, Carolyn; MAFFIOLI, Alessandro; VAZQUEZ, Gonzalo. *A primer for applying propensity-score matching*. Inter-American Development Bank, 2010.

HILL, Jennifer L.; REITER, Jerome P.; ZANUTTO, Elaine L. A comparison of experimental and observational data analyses. *Applied Bayesian Modeling and Causal Inference from Incomplete-Data Perspectives: An Essential Journey with Donald Rubin's Statistical Family*, 2004.

- HIRANO, Keisuke; IMBENS, Guido W.; RIDDER, Geert. Efficient estimation of average treatment effects using the estimated propensity score. *Econometrica*, v. 71, n. 4, p. 1161-1189, 2003.
- HOLLAND, Paul W. Statistics and causal inference. *Journal of the American statistical Association*, v. 81, n. 396, p. 945-960, 1986.
- HORVITZ, Daniel G.; THOMPSON, Donovan J. A generalization of sampling without replacement from a finite universe. *Journal of the American statistical Association*, v. 47, n. 260, p. 663-685, 1952.
- IMBENS, Guido W. Nonparametric estimation of average treatment effects under exogeneity: A review. *Review of Economics and statistics*, v. 86, n. 1, p. 4-29, 2004.
- IMBENS, Guido W.; WOOLDRIDGE, Jeffrey M. Recent developments in the econometrics of program evaluation. *Journal of economic literature*, v. 47, n. 1, p. 5-86, 2009.
- İMROHOROĞLU, Ayse; MERLO, Antonio; RUPERT, Peter. What accounts for the decline in crime? *International Economic Review*, v. 45, n. 3, p. 707-729, 2004.
- IPEA. Reincidência Criminal no Brasil, Rio de Janeiro, 2015. Disponível em: [http://www.ipea.gov.br/agencia/images/stories/PDFs/relatoriospesquisa/150611\\_relatorio\\_reincidencia\\_criminal.pdf](http://www.ipea.gov.br/agencia/images/stories/PDFs/relatoriospesquisa/150611_relatorio_reincidencia_criminal.pdf). Acesso em: 24/09/2018.
- IPEA. Estimação da taxa social de desconto para investimentos em infraestrutura no Brasil, 2019. Disponível em: <http://www.economia.gov.br/aceso-a-informacao/participacao-social/consultas-publicas/arquivos/TDTaxaSocialdeDesconto.pdf>. Acesso em: 18/01/2020.
- JULIÃO, Elionaldo F. Ressocialização através da educação e do trabalho no Sistema Penitenciário Brasileiro. 2009. Tese de Doutorado. Tese (Doutorado) em Ciências Sociais—Universidade do Estado do Rio de Janeiro, UERJ. Orientador: José Ignácio Cano Gestoso.
- JULIÃO, Elionaldo Fernandes. A ressocialização por meio do estudo e do trabalho no sistema penitenciário brasileiro. *Em Aberto*, v. 24, n. 86, 2012.
- KHANDKER, S. R.; KOOLWAL, G. B.; SAMAD, H. A. Handbook on impact evaluation: quantitative methods and practices. Washington, DC: World Bank Publications, 2009.
- KIM, Ryang Hui; CLARK, David. The effect of prison-based college education programs on recidivism: Propensity score matching approach. *Journal of Criminal Justice*, v. 41, n. 3, p. 196-204, 2013.
- KING, Gary *et al.* MatchIt: nonparametric preprocessing for parametric causal inference. 2011.

- LEITE, Walter. Practical Propensity Score Methods Using R. Sabe Publications. University of Florida, 2016.
- LEVITT, Steven D. The relationship between crime reporting and police: Implications for the use of Uniform Crime Reports. *Journal of Quantitative Criminology*, v. 14, n. 1, p. 61-81, 1998.
- LIMA JUNIOR, P., MELO, N., RABELO, M. Decanato de Ensino de Graduação. *Análise de Trajetória dos Alunos da UnB*. UNB, 2013.
- LOCHNER, Lance. Education, work, and crime: A human capital approach. *International Economic Review*, v. 45, n. 3, p. 811-843, 2004.
- LUNCEFORD, Jared K.; DAVIDIAN, Marie. Stratification and weighting via the propensity score in estimation of causal treatment effects: a comparative study. *Statistics in medicine*, v. 23, n. 19, p. 2937-2960, 2004.
- MALBOUISSON, Cláudia; TIRYAKI, Gisele. *Econometria na Prática*. Alta Books Editora. Rio de Janeiro, 2017.
- MALTZ, M. D. *Recidivism: Quantitative Studies in Social Sciences*. Orlando, FL: Academic Press. 1984.
- MENEGUIN, Fernando Boarato; FREITAS, Igor Vilas Boas de. *Aplicações em avaliação de políticas públicas: metodologia e estudos de caso*. 2013.
- MING, K.; ROSENBAUM, P.R. Substantial gains in bias reduction from matching with a variable number of controls. *Biometrics*, v. 56(1), p. 118-124, 2000.
- MING, K.; ROSENBAUM, P.R. A note on optimal matching with variable controls using the assignment algorithm. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, v. 10(3), p. 455-463, 2001.
- MOCAN, H. Naci; BILLUPS, Stephen C.; OVERLAND, Jody. A dynamic model of differential human capital and criminal activity. *Economica*, v. 72, n. 288, p. 655-681, 2005.
- MONTEIRO, Felipe Mattos; CARDOSO, Gabriela Ribeiro. A seletividade do sistema prisional brasileiro e o perfil da população carcerária: um debate oportuno. *Civitas-Revista de Ciências Sociais*, v. 13, n. 1, p. 93-117, 2013.
- MORGAN, Stephen L.; HARDING, David J. Matching estimators of causal effects: Prospects and pitfalls in theory and practice. *Sociological methods & research*, v. 35, n. 1, p. 3-60, 2006.
- MORGAN, Stephen L.; WINSHIP, Christopher. *Counterfactuals and Causal Inference: Methods and Principles for Social Research*. Analytical Methods for Social Research, 2007.

- NERI, Marcelo; MEDRADO, Andre Luiz. Experimentando microcrédito: uma análise de impacto do Crediamigo no acesso a crédito. *Revista Econômica do Nordeste*, v. 41, n. 1, p. 133-154, 2010.
- NICHOLS, Austin. Causal inference with observational data. *The Stata Journal*, v. 7, n. 4, p. 507-541, 2007.
- OLIVEIRA, C. A. Criminalidade e o tamanho das cidades brasileiras: Um enfoque da economia do crime. In XXXIII Encontro Nacional de Economia. ANPEC, Natal, 2005. Disponível em: <http://econpapers.repec.org/paper/anpen2005/152.htm> Acesso em 30 de outubro de 2019.
- ONU & UNESCO. *La Educación Básica em los Establecimientos Penitenciarios*. EUA & Vienna: 1994.
- PETERSILIA, Joan. *When prisoners come home: Parole and prisoner reentry*. Oxford University Press, 2003.
- PINATEL, Jean. *Tratado de criminología*. 2ª edição. Caracas: Universidad Central de Venezuela, Ediciones de la Biblioteca, 1984.
- PINTILIE, M. *Competing risks: A practical perspective*. New York, Wiley, 2006.
- PIQUERO, Alexis Russell; WEISBURD, David. *Handbook of quantitative criminology*. New York: Springer, 2010.
- PRINCIPAL PROBLEMA DA SEGURANÇA NO PAÍS ESTÁ NAS PRISÕES, DIZ JUNGSMANN. *Jornal de Brasília*, 2018. Disponível em: <https://jornaldebrasil.com.br/brasil/principal-problema-da-seguranca-no-pais-esta-nas-prisoas-diz-jungsmann/>. Acesso em: 18/11/2018.
- PRISON POLICY INITIATIVE. *Incarceration shortens life expectancy*, 2017. Disponível em: [https://www.prisonpolicy.org/blog/2017/06/26/life\\_expectancy/](https://www.prisonpolicy.org/blog/2017/06/26/life_expectancy/). Acesso em 18/01/2020.
- PUTTER, H.; FIOCCO, M.; GESKUS, R.B. Tutorial in biostatistics: Competing risks and multi-state models. *Statistics in Medicine*, v.26, n. 11, p. 2389-2430, 2007.
- REISIG, Michael D. *et al.* The effect of racial inequality on black male recidivism. *Justice Quarterly*, v. 24, n. 3, p. 408-434, 2007.
- RODAS, Sérgio. Em grande parte usuários, condenados por tráfico têm baixo índice de reincidência. *Consultor Jurídico*, 2015. Disponível em: <https://www.conjur.com.br/2015-ago-06/grande-parte-usuarios-condenados-trafico-reincidem>. Acesso em 11/11/2019.
- ROSENBAUM, Paul R.; RUBIN, Donald B. Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score. *The American Statistician*, v. 39, n. 1, p. 33-38, 1985.

ROSENBAUM, Paul R.; RUBIN, Donald B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v. 70, n. 1, p. 41-55, 1983.

ROSENBAUM, Paul R. A characterization of optimal designs for observational studies. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, v. 53, p. 597-610, 1991.

ROSENBLATT, M. Remarks on some nonparametric estimates of a density function. *Annals of Mathematical Statistics*, v.27, p. 832-837, 1956.

RUBIN, Donald B. Bayesian inference for causal effects: The role of randomization. *The Annals of statistics*, p. 34-58, 1978.

RUBIN, Donald B. Bias reduction using Mahalanobis-metric matching. *Biometrics*, p. 293-298, 1980.

RUBIN, Donald B. *Matched sampling for causal effects*. Cambridge University Press, 2006.

RUBIN, Donald B. Using multivariate matched sampling and regression adjustment to control bias in observational studies. *Journal of the American Statistical Association*, v. 74, n. 366a, p. 318-328, 1979.

RUBIN, Donald B.; THOMAS, Neal. Matching using estimated propensity scores: relating theory to practice. *Biometrics*, p. 249-264, 1996.

SAPORI, Luís Flávio. *Segurança pública no Brasil: desafios e perspectivas*. FGV editora, 2007.

SAPORI, Luís Flávio *et al.* Fatores sociais determinantes da reincidência criminal no Brasil: O caso de Minas Gerais. *Revista Brasileira de Ciências Sociais*, vol. 32, n.94, 2017.

SAYLOR, William G.; GAES, Gerald G. Training inmates through industrial work participation and vocational and apprenticeship instruction. *Corrections Management Quarterly*, v. 1, n. 2, p. 32-43, 1997.

SCHMIDT, Peter; WITTE, Ann Dryden. Predicting criminal recidivism using 'split population' survival time models. *Journal of Econometrics*, v. 40, n. 1, p. 141-159, 1989.

SEDGLEY, Norman H. *et al.* Prison's Dilemma: Do Education and Jobs Programmes Affect Recidivism? *Economica*, v. 77, n. 307, p. 497-517, 2010.

SEKHON, J. S.; GRIEVE, R. A New Non-Parametric Matching Method for Covariate Adjustment with Application to Economic Evaluation. In: *Experiments in Political Science Conference Paper*. 2009.

SEKHON, J. S.; GRIEVE, R. A matching method for improving covariate balance in cost-effectiveness analyses. *Health economics*, v. 21, n. 6, p. 695-714, 2012.

SHADISH, William R.; CLARK, Margaret H.; STEINER, Peter M. Can nonrandomized experiments yield accurate answers? A randomized experiment comparing random and nonrandom assignments. *Journal of the American statistical association*, v. 103, n. 484, p. 1334-1344, 2008.

SHIKIDA, Pery Francisco Assis *et al.* Reincidência penal: uma análise a partir da “economia do crime” para subsidiar decisões judiciais. *UEPG: Ciências Sociais Aplicadas*, v. 22, n. 1, p. 41-51, 2014.

SILVA, Anderson. Ressocialização nas cadeias de SC e o vínculo empregatício dos presos. *NSC Total*, 2019. Disponível em: <https://www.nsctotal.com.br/columnistas/anderson-silva/ressocializacao-nas-cadeias-de-sc-e-o-vinculo-empregaticio-dos-presos>. Acesso em: 19/01/2020.

SISTEMA DE TRABALHO NAS PRISÕES DE SC É CONSIDERADO MODELO NACIONAL. Secretaria de Estado da Administração Prisional e Socioeducativa, 2019. Disponível em: <http://www.deap.sc.gov.br/index.php/noticias/650-sistema-de-trabalho-nas-prisoas-de-sc-e-considerado-modelo-nacional>. Acesso em: 30/08/2019.

SKARDHAMAR, Torbjørn; TELLE, Kjetil. Post-release employment and recidivism in Norway. *Journal of quantitative criminology*, v. 28, n. 4, p. 629-649, 2012.

STUART, Elizabeth A. Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical science: a review journal of the Institute of Mathematical Statistics*, v. 25, n. 1, 2010.

STUART, Elizabeth A.; GREEN, Kerry M. Using full matching to estimate causal effects in nonexperimental studies: examining the relationship between adolescent marijuana use and adult outcomes. *Developmental psychology*, v. 44, n. 2, p. 395, 2008.

THOMPSON, Augusto F.G. A questão penitenciária. 2ª edição. Rio de Janeiro: Forense, 1980.

TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO. Auditoria no Sistema Prisional Brasileiro, 2002. Disponível em: <https://portal.tcu.gov.br/lumis/portal/file/fileDownload.jsp?inline=1&fileId=8A8182A14D92792C014D9282FF822EC4>. Acesso em: 10/09/2019.

TRIBUNAL DE CONTAS DE SANTA CATARINA. Violência doméstica em Santa Catarina: o problema socioeconômico do feminicídio íntimo. RLA 18/01156694, 2018.

TRIBUNAL DE CONTAS DE SANTA CATARINA. Auditoria Operacional no Sistema Prisional do Estado. RLA 12/00527337, 2012.

TRIBUNAL DE CONTAS DE SANTA CATARINA. Primeiro Monitoramento da Auditoria Operacional no Sistema Prisional do Estado. PMO 17/00667383, 2017.

TSAI, KAO-TAI, e PEACE, Karl E. Genetic Matching: An Efficient Algorithm to Adjust Covariate Imbalance for Data Analysis and Modeling. *Proceedings of the International Conference on Bioinformatics & Computational Biology*. The Steering Committee of The

World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp), 2011.

VARGAS, Diogo. Justiça Federal garante presídio em Biguaçu e sinaliza acordo para obra em Tijucas. NSC Total, 2018. Disponível em: <https://www.nsctotal.com.br/colunistas/diogo-vargas/justica-federal-garante-presidio-em-biguaçu-e-sinaliza-acordo-para-obra-em>. Acesso em: 09/10/2019.

## ANEXO A – RESULTADOS DE REGRESSÃO PRÉ-PAREAMENTO

**Tabela 35 - Resultados de regressão pré-pareamento**

Variável	Coefficiente	Desvio-padrão	Razão de Chance
Intercepto	9,327	1,558	-
Mãe	-2,205	1,109**	0,110
Pai	0,001	0,103	1,001
Filhos	0,091	0,104	1,096
Raça: Branca	0,489	0,272*	1,631
Raça: Não Informada	0,404	0,407	1,498
Raça: Parda	0,548	0,279**	1,731
Raça: Negra	0,363	0,302	1,437
Estado civil: Divorciado, desquitado ou separado	0,155	0,202	1,168
Estado civil: Não Informado	-0,510	0,17***	0,600
Estado civil: Solteiro	-0,087	0,092	0,917
Estado civil: Viúvo	0,896	0,424**	2,450
Religião: Ateísmo	0,651	0,632	1,918
Religião: Católica	-0,293	0,48	0,746
Religião: Evangélica, Protestante, Luterana ou Jeová	-0,256	0,488	0,775
Religião: Não Informada	-0,292	0,485	0,747
Sexo: Feminino	-0,563	0,193***	0,570
Log (idade liberação)	-1,483	0,163***	0,227
Log (tempo preso)	0,001	0,044	1,001
Regime de reclusão: Fechado	-0,361	0,155**	0,697
Regime de reclusão: Não Informado	0,197	0,2	1,218
Regime de reclusão: Semiaberto	-0,410	0,148***	0,663
Escolaridade: Até ensino médio incompleto	-0,037	0,197	0,964
Escolaridade: Até superior incompleto	-0,533	0,314*	0,587
Escolaridade: Ensino fundamental incompleto	-0,005	0,189	0,995
Escolaridade: Ensino médio completo	-0,070	0,215	0,933
Escolaridade: Não informada	-0,880	0,391**	0,415
Escolaridade: Superior completo	-1,039	0,452**	0,354
Evasão	0,618	0,165***	1,855
Fuga	0,250	0,3	1,284
Prévio emprego	0,211	0,087**	1,235
Assistência psicológica	-0,038	0,119	0,963
Raiz quadrada (Visitas normais)	-0,023	0,017	0,977
Log (Visitas conjugais)	-0,132	0,081	0,876
Crime violento / sexual	-0,241	0,169	0,786
Crime contra propriedade	0,196	0,152	1,216
Crime de drogas	-0,297	0,159*	0,743
Crime econômico	-0,198	0,277	0,821
Crime contra a família	-0,050	0,31	0,952
Crime de posse de arma	-0,169	0,171	0,845
Crime de trânsito	-0,089	0,324	0,915
Outros Crimes	-0,025	0,162	0,975
Log (dias de trabalho)	-0,073	0,021***	0,929
Log (dias de estudo)	-0,111	0,042***	0,895

Barra Velha - UPA	-2,646	0,833***	0,071
Biguaçu - Presídio	0,110	0,771	1,117
Blumenau - Penitenciária Industrial PIB	-1,300	1,239	0,272
Blumenau - Presídio	-1,990	0,681***	0,137
Brusque - UPA	-1,520	0,749**	0,219
Caçador - Presídio	-0,564	0,778	0,569
Campos Novos - UPA	-2,010	0,795**	0,134
Canoinhas - UPA	-2,077	0,754***	0,125
Chapecó - Penitenciária	-2,386	0,755***	0,092
Chapecó - Presídio	-1,600	0,684**	0,202
Concórdia - Presídio	-2,727	1,087**	0,065
Criciúma - Penitenciária Sul	-0,265	1,061	0,767
Criciúma - Presídio	0,385	0,792	1,470
Curitibanos - Penitenciária	-2,092	0,672***	0,123
Florianópolis - Casa Albergado	-1,600	0,872*	0,202
Florianópolis - Penitenciária	-0,421	0,673	0,656
Florianópolis - Presídio Feminino	-0,736	0,734	0,479
Florianópolis - Presídio Masculino	-0,919	0,7	0,399
Imbituba - UPA	-2,332	0,799***	0,097
Indaial - UPA	-1,188	0,772	0,305
Itajaí - CPVI - Penitenciária	-2,243	0,682***	0,106
Itajaí - CPVI - Presídio	-1,053	0,677	0,349
Itajaí - Presídio	-1,702	0,758**	0,182
Itapema - UPA	-2,546	0,731***	0,078
Itapiranga - Cadeia Pública	13,064	381,439	-
Ituporanga - UPA	-1,263	1,407	0,283
Jaraguá do Sul - Presídio	-2,090	0,723***	0,124
Joaçaba - Presídio Regional	-1,962	0,709***	0,141
Joinville - Penitenciária Industrial	-0,480	0,818	0,619
Joinville - Presídio	-1,173	0,726	0,309
Lages - Presídio Masculino	12,647	284,945	-
Lages - Presídio Regional	-1,294	0,674*	0,274
Laguna - UPA	-1,965	0,714***	0,140
Mafra - Presídio	-2,512	0,694***	0,081
Maravilha - UPA	-2,015	0,897**	0,133
Palhoça - SSP - CAPH Colônia Agrícola	-1,626	0,687**	0,197
Porto União - UPA	-1,652	0,797**	0,192
Rio do Sul - Presídio	-2,562	0,693***	0,077
São Cristóvão do Sul - Penitenciária Industrial	-3,959	1,021***	0,019
São Francisco do Sul - UPA	-1,930	0,796**	0,145
São Joaquim - UPA	-16,590	882,744	0,000
São José do Cedro - UPA	-3,995	1,248***	0,018
São Miguel do Oeste - UPA	-0,751	0,713	0,472
São Pedro de Alcântara - Penitenciária	-1,801	0,737**	0,165
Tijucas - Presídio	-0,009	0,987	0,991
Tubarão - Presídio Masculino	-0,509	0,795	0,601
Tubarão - Presídio Regional Feminino	-0,445	0,856	0,641
Videira - UPA	-2,739	0,732***	0,065

Xanxerê - Presídio	-2,752	0,79***	0,064
<b>Pseudo R<sup>2</sup>: 17,95%</b>			
<b>AIC: 4046,4</b>			

\* p<0,1; \*\* p<0,05; \*\*\* p<0,01  
 Fonte: elaboração própria.

## ANEXO B – RESULTADOS DE PAREAMENTO E IMPACTO

\* Vieses padronizados em módulo

**Tabela 36 - Resultados de balanceamento das variáveis para vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético - Tratamento trabalho**

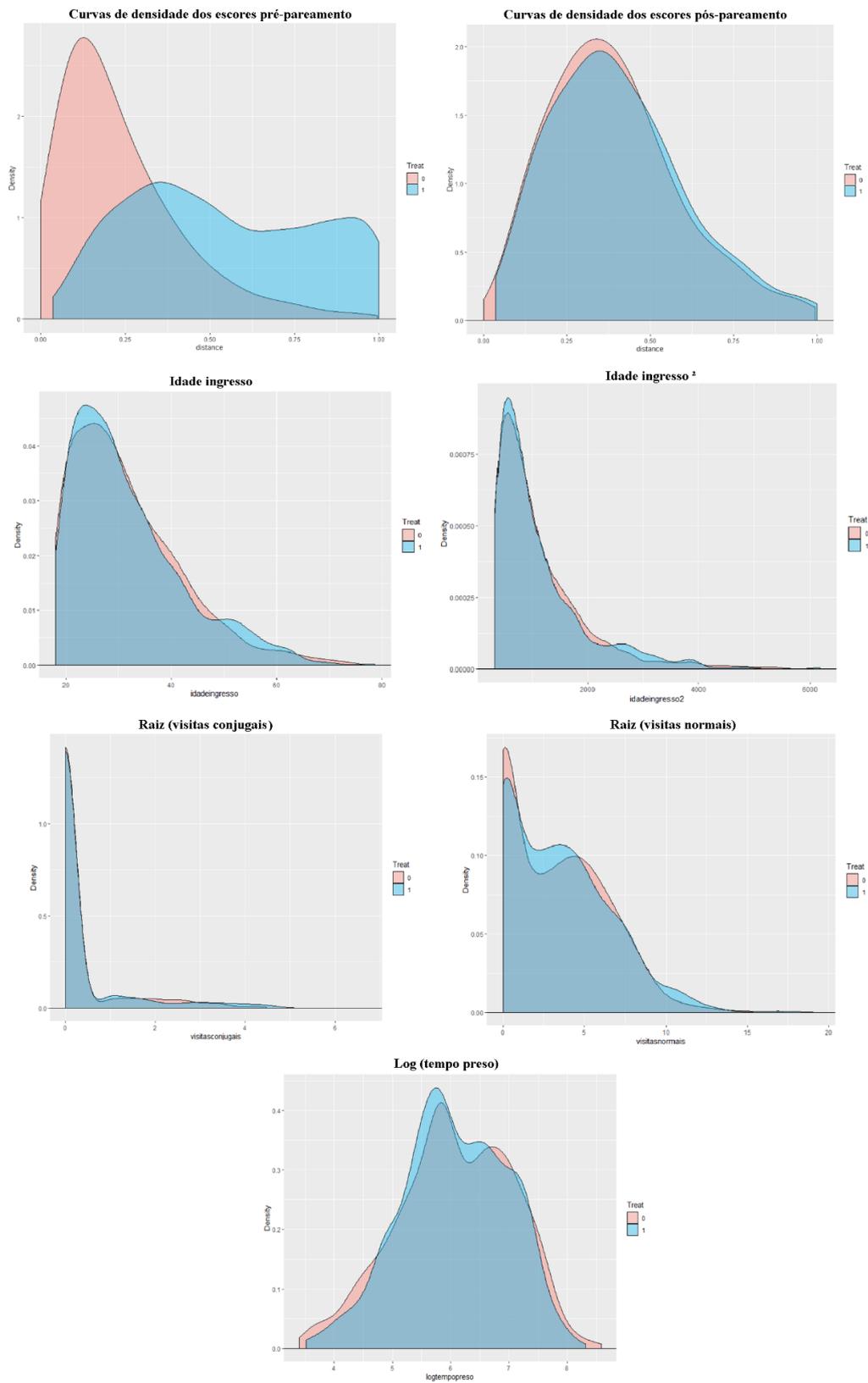
Variável	Vizinho mais próximo (cloglog)			Pareamento completo (probit)			Pareamento genético (Mahalanobis)		
	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado
Distância dos escores	0,4045	0,3908	0,0504	0,5488	0,5485	0,0011	0,4129	0,4091	0,0371
Idade ingresso	31,7112	31,6235	0,0082	32,4128	32,2573	0,0146	31,8277	31,8925	0,0061
(Idade ingresso) <sup>2</sup>	1117,32	1109,38	0,0097	1164,29	1156,48	0,0096	1126,3065	1127,5401	0,0015
Log (Tempo preso)	6,0675	6,0726	0,0058	6,2218	6,134	0,0999	6,0673	6,0704	0,0035
Raiz (Visitas conjugais)	0,319	0,2749	0,0395	0,4818	0,4217	0,0538	0,2689	0,2685	0,0005
Raiz (Visitas normais)	3,4057	3,2089	0,0512	4,8102	4,7774	0,0085	3,2495	3,1905	0,0191
Registro de mãe	0,9987	0,9968	0,0325	0,9965	0,9983	0,0296	0,9986	0,9986	0
Registro de pai	0,8184	0,8165	0,0049	0,8134	0,8076	0,015	0,8259	0,8216	0,0112
Registro de filhos	0,3082	0,2871	0,0436	0,3714	0,3893	0,0371	0,3079	0,3029	0,0109
Raça: Branca	0,6176	0,6445	0,0566	0,6574	0,5788	0,1656	0,6216	0,6266	0,0104
Raça: Não Informada	0,0153	0,0141	0,0109	0,0139	0,019	0,043	0,0173	0,0187	0,0117
Raça: Parda	0,2609	0,2398	0,0502	0,2293	0,2992	0,1662	0,2504	0,2468	0,0082
Raça: Negra	0,0857	0,0799	0,0208	0,0837	0,0864	0,0097	0,0878	0,0849	0,0103
Estado civil: Divorciado, desquitado ou separado	0,0448	0,0512	0,0319	0,0418	0,0434	0,0076	0,0489	0,0504	0,007
Estado civil: Não Informado	0,087	0,0882	0,0044	0,0924	0,0891	0,0115	0,0849	0,0863	0,0051
Estado civil: Solteiro	0,4156	0,415	0,0013	0,3827	0,3925	0,0201	0,4072	0,4137	0,0131
Estado civil: Viúvo	0,009	0,0077	0,0145	0,0078	0,0136	0,0647	0,0086	0,0094	0,0076
Religião: Ateísmo	0,0102	0,0096	0,0066	0,0096	0,0066	0,0309	0,0101	0,0079	0,0214
Religião: Católica	0,532	0,5281	0,0077	0,5344	0,5124	0,0442	0,5468	0,5403	0,013
Religião: Evangélica, Protestante, Luterana ou Jeová	0,1573	0,1573	0	0,1534	0,1573	0,0108	0,1568	0,1561	0,002

Religião: Não Informada	0,2903	0,2986	0,0182	0,2938	0,3084	0,032	0,2791	0,2878	0,019
Sexo: Feminino	0,1023	0,0985	0,012	0,1151	0,1099	0,0162	0,1022	0,1086	0,0214
Escolaridade: Até ensino médio incompleto	0,2839	0,2864	0,0056	0,2921	0,311	0,0416	0,2791	0,2791	0
Escolaridade: Até superior incompleto	0,0269	0,0288	0,0105	0,0349	0,027	0,0431	0,0302	0,0295	0,0044
Escolaridade: Ensino fundamental incompleto	0,509	0,4917	0,0345	0,4865	0,5039	0,0349	0,5079	0,5086	0,0014
Escolaridade: Ensino médio completo	0,1074	0,1228	0,0473	0,1194	0,1141	0,0165	0,1108	0,1079	0,0093
Escolaridade: Não informada	0,0153	0,0153	0	0,0122	0,0059	0,0572	0,0173	0,0165	0,0058
Escolaridade: Superior completo	0,0115	0,0109	0,0056	0,0131	0,0035	0,0845	0,0058	0,0079	0,0202
Regime de reclusão: Fechado	0,4642	0,4527	0,023	0,5092	0,4921	0,034	0,4561	0,454	0,0043
Regime de reclusão: Não Informado	0,0844	0,0767	0,0276	0,0846	0,0827	0,0066	0,0791	0,0842	0,0181
Regime de reclusão: Semiaberto	0,4079	0,4322	0,0502	0,3749	0,3956	0,0427	0,4201	0,4165	0,0073
Prévio emprego	0,3696	0,3766	0,0146	0,3679	0,3893	0,0443	0,3784	0,3755	0,006
Crime violento / sexual	0,1931	0,2052	0,0302	0,2031	0,2012	0,0048	0,1899	0,1827	0,0182
Crime contra propriedade	0,3798	0,4092	0,0616	0,3505	0,3002	0,1053	0,3942	0,3993	0,0104
Crime de drogas	0,3849	0,3491	0,0725	0,4202	0,4711	0,103	0,3755	0,3763	0,0015
Crime econômico	0,0205	0,0211	0,0047	0,0192	0,0124	0,0491	0,0201	0,0223	0,0152
Crime contra a família	0,0192	0,0166	0,0206	0,0157	0,0133	0,0192	0,0201	0,0187	0,0105
Crime de posse de arma	0,0601	0,0569	0,013	0,0645	0,055	0,0389	0,0576	0,0612	0,0151
Crime de trânsito	0,0166	0,0166	0	0,0148	0,0127	0,0175	0,0144	0,0165	0,0169
Outros Crimes	0,0652	0,0716	0,0254	0,068	0,0537	0,0568	0,0647	0,0633	0,0058
Evasão	0,1036	0,0953	0,0269	0,1064	0,1086	0,0072	0,1036	0,1058	0,0071
Fuga	0,0205	0,0211	0,0041	0,0244	0,0152	0,0595	0,023	0,0245	0,0102
Barra Velha	0,0064	0,0083	0,023	0,007	0,0048	0,0266	0,0072	0,0079	0,009
Biguaçu	0,0166	0,016	0,0051	0,0157	0,0099	0,047	0,0144	0,0158	0,0112
Blumenau	0,0575	0,0627	0,0228	0,0532	0,0496	0,0161	0,0604	0,0647	0,0185
Brusque	0,0128	0,0147	0,0188	0,0105	0,0164	0,0578	0,0144	0,0129	0,0128
Caçador	0,0128	0,0147	0,0188	0,0105	0,01	0,0043	0,0144	0,0144	0
Campos Novos	0,0077	0,0064	0,0177	0,0052	0,0057	0,0063	0,0072	0,0072	0
Canoinhas	0,0077	0,0064	0,0177	0,0052	0,0042	0,0138	0,0058	0,0058	0

Chapecó	0,0575	0,0633	0,0263	0,0506	0,0492	0,006	0,0604	0,059	0,0062
Concórdia	0,0013	0,0013	0	0,0009	0,0008	0,0011	0	0,0022	0,0604
Criciúma	0,023	0,0243	0,0086	0,0227	0,0274	0,0316	0,0245	0,0252	0,0048
Curitibanos	0,0985	0,1119	0,0504	0,0767	0,0696	0,0269	0,0993	0,1	0,0024
Florianópolis	0,1509	0,1598	0,0243	0,1613	0,1216	0,108	0,1597	0,1662	0,0181
Imbituba	0,0102	0,0077	0,02	0,0166	0,0137	0,0221	0,0072	0,0058	0,0143
Indaial	0,0038	0,007	0,0384	0,007	0,0036	0,0408	0	0,0007	0,0116
Itajaí	0,1279	0,1317	0,0124	0,1064	0,0962	0,0331	0,1396	0,1403	0,0022
Itapema	0,0013	0	0,0433	0,0009	0,0007	0,0066	0	0	0
Itapiranga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ituporanga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaraguá Do Sul	0,0128	0,0134	0,0066	0,0096	0,0094	0,0025	0,0129	0,0137	0,0064
Joaçaba	0,032	0,0249	0,0332	0,0471	0,0547	0,0359	0,0288	0,0237	0,0286
Joinville	0,023	0,0237	0,0042	0,0235	0,0187	0,0321	0,0259	0,0245	0,0096
Lages	0,0716	0,0812	0,0357	0,0785	0,0541	0,0907	0,0777	0,0813	0,0139
Laguna	0,0281	0,0185	0,051	0,0366	0,0406	0,0214	0,0259	0,0144	0,0696
Mafra	0,046	0,0358	0,0516	0,041	0,0584	0,088	0,0489	0,0489	0
Maravilha	0,0026	0,0058	0,0443	0,0052	0,0047	0,0073	0,0029	0,0014	0,0285
Palhoça	0,0639	0,0467	0,0648	0,0767	0,1265	0,1871	0,0489	0,046	0,0118
Porto União	0,0115	0,0064	0,0373	0,0192	0,017	0,0159	0,0058	0,0072	0,0135
Rio Do Sul	0,0115	0,0115	0	0,0078	0,0056	0,0252	0,0115	0,0122	0,0067
São Cristóvão Do Sul	0,009	0,0077	0,0154	0,007	0,0082	0,0151	0,0101	0,0101	0
São Francisco Do Sul	0,0051	0,007	0,0206	0,0087	0,0033	0,0582	0,0058	0,0058	0
São Joaquim	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São José Do Cedro	0,0064	0,0032	0,0362	0,0078	0,0073	0,0067	0,0029	0,0043	0,018
São Miguel Do Oeste	0,0192	0,0205	0,01	0,0166	0,0236	0,0548	0,0201	0,018	0,0157
São Pedro De Alcântara	0,0115	0,0179	0,0429	0,0227	0,0266	0,0266	0,0115	0,0137	0,0202
Tijucas	0,0026	0,0032	0,0082	0,0061	0,0019	0,054	0,0029	0,0029	0
Tubarão	0,023	0,0198	0,0238	0,0183	0,0277	0,0697	0,023	0,0216	0,0096
Videira	0,0102	0,0058	0,0538	0,007	0,0068	0,0017	0,0058	0,0072	0,0143
Xanxerê	0,0115	0,0083	0,0344	0,0087	0,0205	0,1264	0,0115	0,0115	0
<b>N</b>	<b>782</b>	<b>1178</b>	<b>-</b>	<b>1147</b>	<b>2247</b>	<b>-</b>	<b>695</b>	<b>756</b>	<b>-</b>

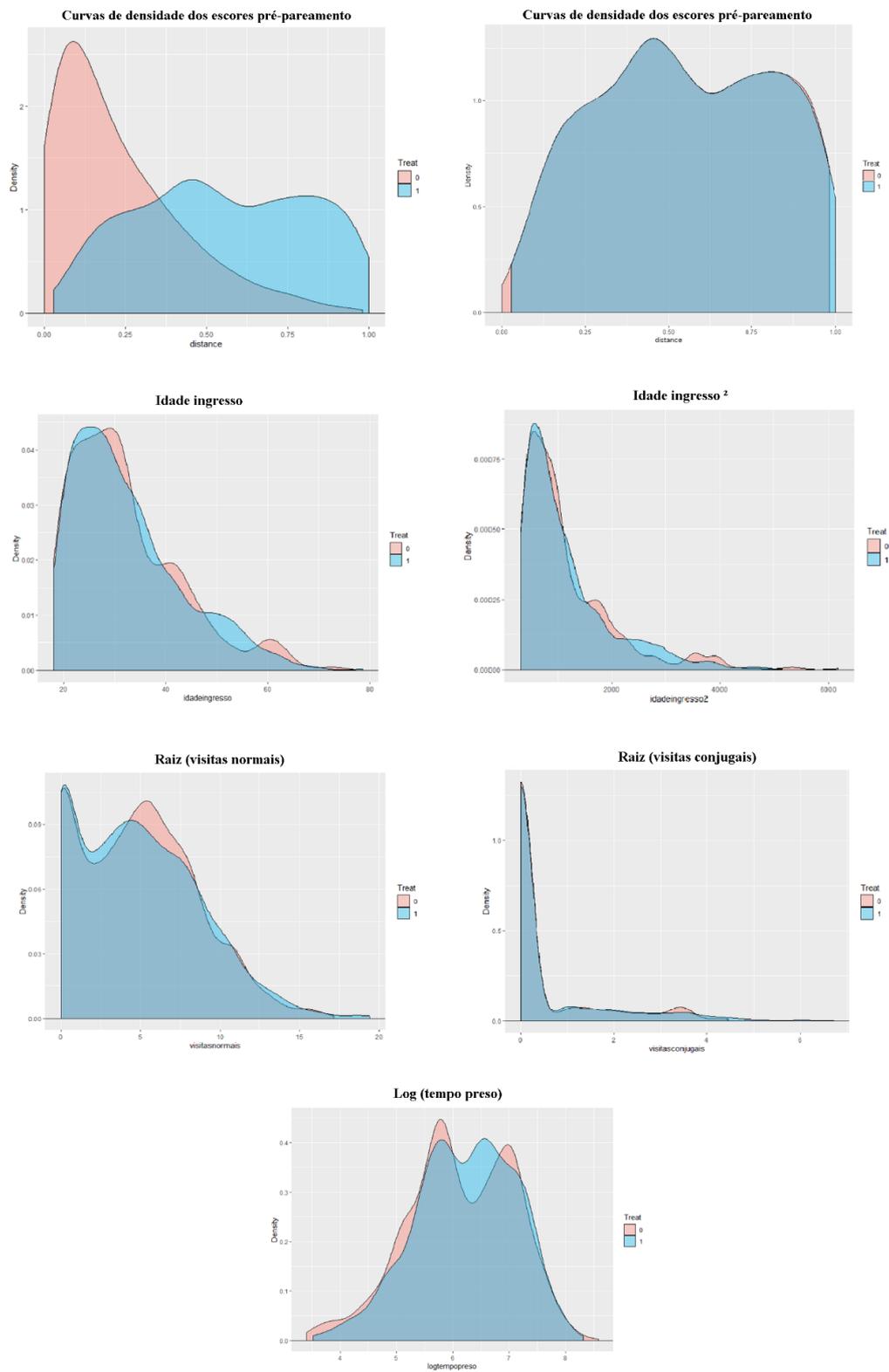
Fonte: elaboração própria.

**Figura 16 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Vizinho mais próximo – Tratamento trabalho**



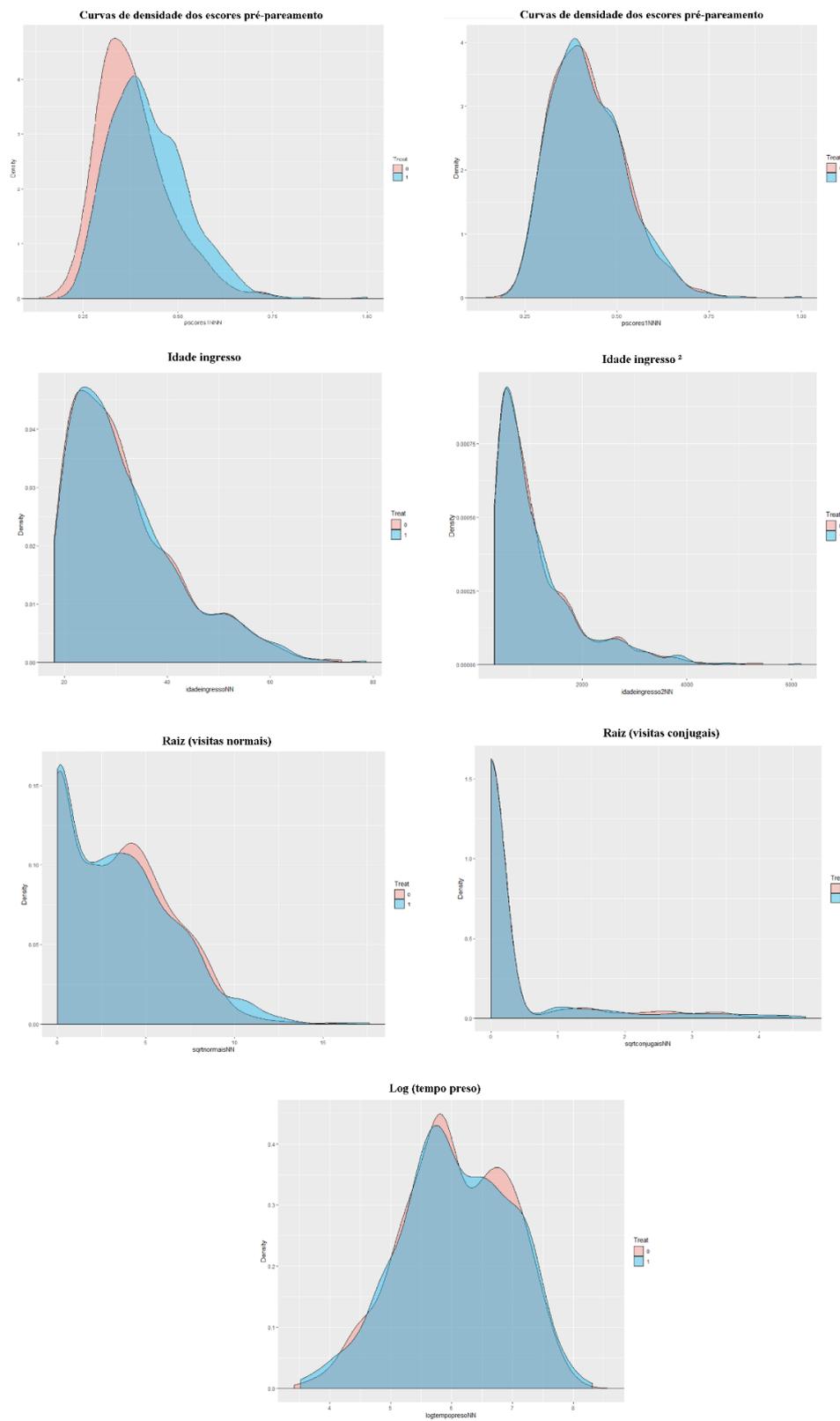
Fonte: elaboração própria.

**Figura 17 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento completo – Tratamento trabalho**



Fonte: elaboração própria.

**Figura 18 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento genético – Tratamento trabalho**



Fonte: elaboração própria.

**Tabela 37 - Resultados de balanceamento das variáveis para vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético - Tratamento estudo**

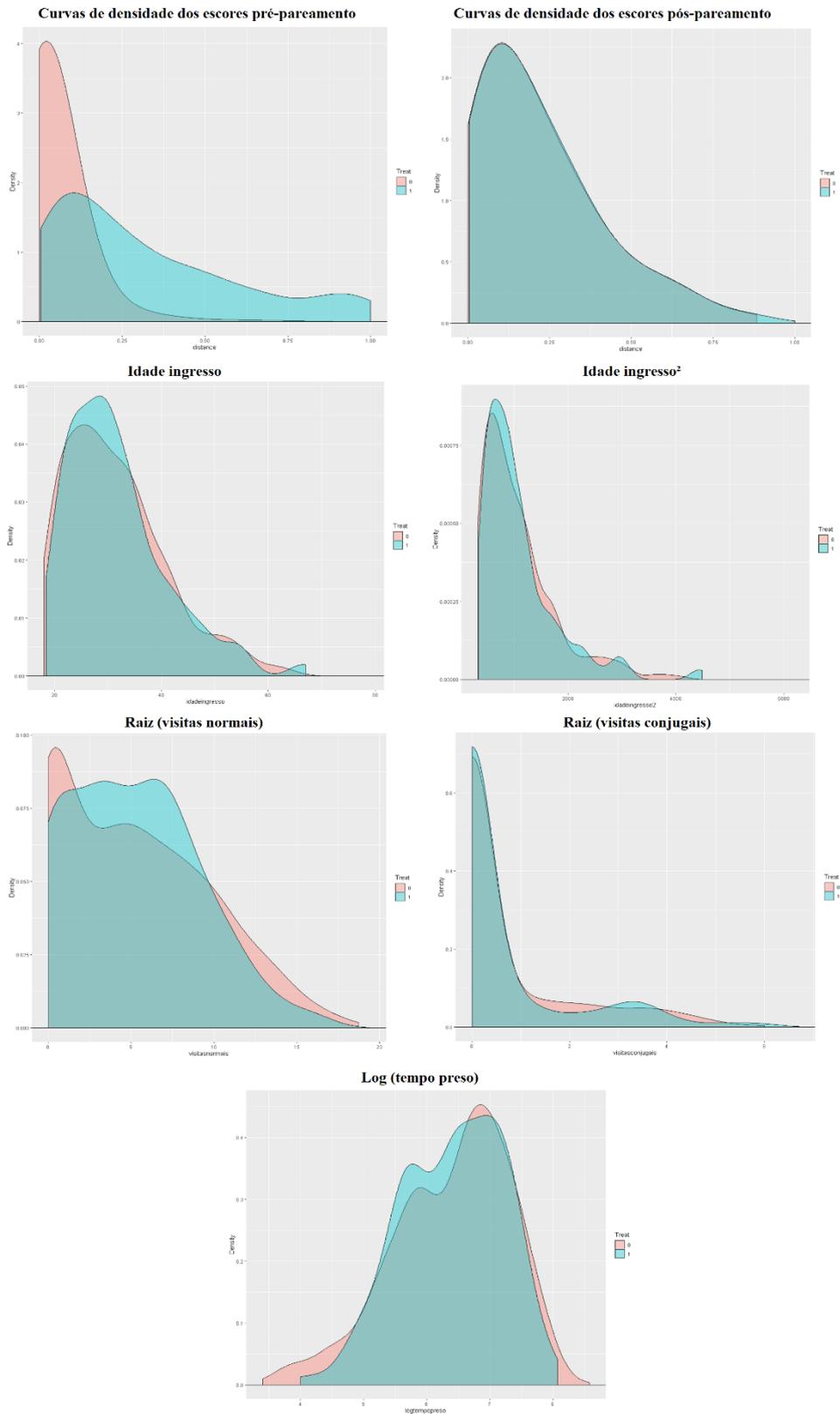
Variável	Vizinho mais próximo (cloglog)			Pareamento completo (probit)			Pareamento genético ( <i>logit</i> )		
	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado
Distância dos escores	0,2152	0,2122	0,0107	0,3037	0,2996	0,0168	0,4235	0,4192	0,0332
Idade ingresso	31,6817	31,5705	0,0118	31,9431	31,6738	0,0285	31,8355	31,8002	0,0037
(Idade ingresso) <sup>2</sup>	1092,65	1088,44	0,0059	1109,15	1075,6	0,0474	1107,57	1096,82	0,015
Log (Tempo preso)	6,4165	6,35	0,0856	6,484	6,3708	0,1458	6,4036	6,4133	0,012
Raiz (Visitas conjugais)	0,5629	0,57	0,005	5,598	5,49	0,0254	0,5486	0,5494	0,0006
Raiz (Visitas normais)	5,1091	4,9516	0,037	0,653	0,6153	0,0269	5,0636	4,8654	0,0513
Registro de mãe	0,9935	0,9923	0,0179	0,9948	0,9896	0,072	1,0000	1,0000	0,0000
Registro de pai	0,8323	0,8345	0,0061	0,8342	0,855	0,0558	0,8201	0,8237	0,0096
Registro de filhos	0,4129	0,3877	0,0506	0,4352	0,454	0,0377	0,4245	0,4101	0,0291
Raça: Branca	0,6903	0,69	0,0007	0,6995	0,7104	0,0237	0,6906	0,6655	0,0543
Raça: Não Informada	0,0129	0,0076	0,0425	0,0155	0,0054	0,0815	0,0144	0,0072	0,0635
Raça: Parda	0,2258	0,2253	0,0013	0,2228	0,2123	0,0253	0,223	0,2518	0,0686
Raça: Negra	0,0581	0,0652	0,0319	0,0518	0,059	0,0323	0,0576	0,0647	0,0307
Estado civil: Divorciado, desquitado ou separado	0,0258	0,0376	0,0631	0,0363	0,0411	0,0258	0,0216	0,0216	0,0000
Estado civil: Não Informado	0,1032	0,0923	0,0376	0,0933	0,0949	0,0056	0,1079	0,0971	0,0354
Estado civil: Solteiro	0,4	0,3988	0,0024	0,4093	0,3997	0,0194	0,3957	0,4065	0,022
Estado civil: Viúvo	0,0194	0,0187	0,0052	0,0155	0,0067	0,071	0,0216	0,0144	0,0521
Religião: Ateísmo	0,0065	0,0084	0,0269	0,0052	0,0059	0,0096	0	0,0036	0,0448
Religião: Católica	0,529	0,5395	0,0209	0,544	0,5082	0,0718	0,5612	0,5396	0,0431
Religião: Evangélica, Protestante, Luterana ou Jeová	0,1613	0,1586	0,0073	0,1606	0,1877	0,0734	0,1367	0,1331	0,0097
Religião: Não Informada	0,2839	0,2701	0,0309	0,2694	0,2807	0,0254	0,295	0,3058	0,0239
Sexo: Feminino	0,2065	0,1948	0,0281	0,2176	0,1695	0,1163	0,2086	0,1835	0,062
Escolaridade: Até ensino médio incompleto	0,3032	0,3442	0,0875	0,3212	0,318	0,007	0,2878	0,2986	0,0234
Escolaridade: Até superior incompleto	0,0387	0,0424	0,0173	0,0466	0,0373	0,0441	0,036	0,0324	0,0186

Escolaridade: Ensino fundamental incompleto	0,4903	0,4422	0,0964	0,4611	0,4974	0,0726	0,5036	0,4892	0,0287
Escolaridade: Ensino médio completo	0,1161	0,1313	0,045	0,1295	0,1076	0,0652	0,1223	0,1259	0,0112
Escolaridade: Não informada	0,0129	0,0103	0,0254	0,0104	0,0065	0,0383	0,0144	0,0144	0,0000
Escolaridade: Superior completo	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Regime de reclusão: Fechado	0,6387	0,6234	0,0319	0,6477	0,5929	0,1143	0,6115	0,6331	0,0448
Regime de reclusão: Não Informado	0,0645	0,064	0,0022	0,0622	0,0484	0,0567	0,0719	0,0683	0,0146
Regime de reclusão: Semiaberto	0,2516	0,2466	0,0117	0,2435	0,3126	0,1605	0,2734	0,2518	0,0496
Prévio emprego	0,3613	0,3741	0,0269	0,342	0,3854	0,0913	0,3525	0,3705	0,0373
Crime violento / sexual	0,2	0,1976	0,006	0,1917	0,1818	0,0252	0,2158	0,2194	0,009
Crime contra propriedade	0,329	0,3324	0,007	0,3368	0,3509	0,0297	0,3381	0,3489	0,0229
Crime de drogas	0,4452	0,4478	0,0054	0,4611	0,4264	0,0695	0,4245	0,4101	0,0289
Crime econômico	0,0194	0,0205	0,0074	0,0259	0,0114	0,0911	0,0216	0,0108	0,0781
Crime contra a família	0,0129	0,0122	0,0074	0,0104	0,0186	0,0808	0,0144	0,0144	0,000
Crime de posse de arma	0,071	0,0814	0,0377	0,0829	0,0782	0,0169	0,0576	0,0576	0,0000
Crime de trânsito	0,0065	0,0077	0,0179	0,0052	0,0059	0,0096	0	0	0,0000
Outros Crimes	0,0452	0,0525	0,0366	0,0415	0,0388	0,0134	0,0504	0,0504	0,0000
Evasão	0,1419	0,1326	0,0269	0,1399	0,1549	0,0432	0,1367	0,1691	0,0925
Fuga	0,0516	0,0381	0,0678	0,0415	0,0595	0,0903	0,0432	0,0468	0,0162
Barra Velha	0,0194	0,019	0,0026	0,0155	0,0251	0,0773	0	0	0
Biguaçu	0,0323	0,0294	0,0182	0,0259	0,0258	0,0005	0,036	0,0432	0,0406
Blumenau	0,0258	0,0242	0,0113	0,0207	0,0272	0,0453	0,0288	0,0252	0,0226
Brusque	0,0645	0,061	0,0132	0,0777	0,0755	0,0084	0,0647	0,0683	0,0146
Caçador	0,0258	0,0271	0,0081	0,0259	0,0235	0,0152	0,0144	0,0216	0,0452
Campos Novos	0,0129	0,0139	0,0095	0,0104	0,024	0,1344	0,0144	0,0144	0,0000
Canoinhas	0	0,0013	-	0	0	0	0	0	0
Chapecó	0,0645	0,0711	0,0282	0,057	0,0374	0,0843	0,0647	0,0576	0,0292
Concórdia	0	0,0013	-	0	0	0	0	0	0
Criciúma	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitibanos	0,0129	0,0116	0,0127	0,0104	0,0093	0,0102	0,0144	0,0108	0,0318
Florianópolis	0,1419	0,1397	0,0067	0,1295	0,1331	0,0105	0,1439	0,1583	0,0411
Imbituba	0,0323	0,0435	0,0486	0,057	0,0554	0,0067	0,0288	0,0288	0,0000
Indaial	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Itajaí	0,0581	0,0531	0,0234	0,0466	0,0371	0,0449	0,0647	0,0504	0,0613

Itapema	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Itapiranga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ituporanga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaraguá Do Sul	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Joaçaba	0,0387	0,0358	0,0167	0,0311	0,0373	0,0357	0,0432	0,0432	0,0000
Joinville	0,0645	0,0756	0,0441	0,0674	0,0813	0,0553	0,0719	0,0647	0,0292
Lages	0,1161	0,1186	0,0078	0,114	0,0987	0,048	0,1295	0,1331	0,0112
Laguna	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mafra	0,0516	0,0367	0,0748	0,0415	0,0351	0,0315	0,0504	0,0432	0,0324
Maravilha	0,0129	0,0134	0,0053	0,0104	0,0061	0,0417	0,0072	0,0036	0,0318
Palhoça	0,0516	0,049	0,0129	0,0415	0,0382	0,0164	0,0432	0,054	0,0486
Porto União	0,0258	0,0257	0,0004	0,0881	0,0995	0,0401	0,0288	0,018	0,0678
Rio Do Sul	0,0129	0,0116	0,0127	0,0104	0,0083	0,0204	0,0144	0,0108	0,0318
São Cristóvão Do Sul	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Francisco Do Sul	0,0129	0,0077	0,0508	0,0104	0,0078	0,0255	0,0072	0,0072	0,0000
São Joaquim	0	0	0	0	0	0			
São José Do Cedro	0,0065	0,0045	0,0269	0,0052	0,0036	0,0216	0,0072	0,0036	0,0448
São Miguel Do Oeste	0,0323	0,0341	0,0115	0,0259	0,0316	0,0358	0,0288	0,0324	0,0203
São Pedro De Alcântara	0,0452	0,0547	0,0453	0,0466	0,06	0,0633	0,0432	0,0396	0,0173
Tijucas	0,0129	0,0071	0,0572	0,0104	0,0083	0,0204	0,0144	0,0144	0,0000
Tubarão	0,0129	0,0148	0,0191	0,0104	0,0062	0,0408	0,0072	0,0144	0,0635
Videira	0,0065	0,0077	0,0179	0,0052	0	0,072	0	0	0
Xanxerê	0,0065	0,0067	0,003	0,0052	0,0045	0,0096	0,0072	0,0072	0,0000
<b>N</b>	<b>155</b>	<b>568</b>		<b>193</b>	<b>485</b>		<b>139</b>	<b>202</b>	

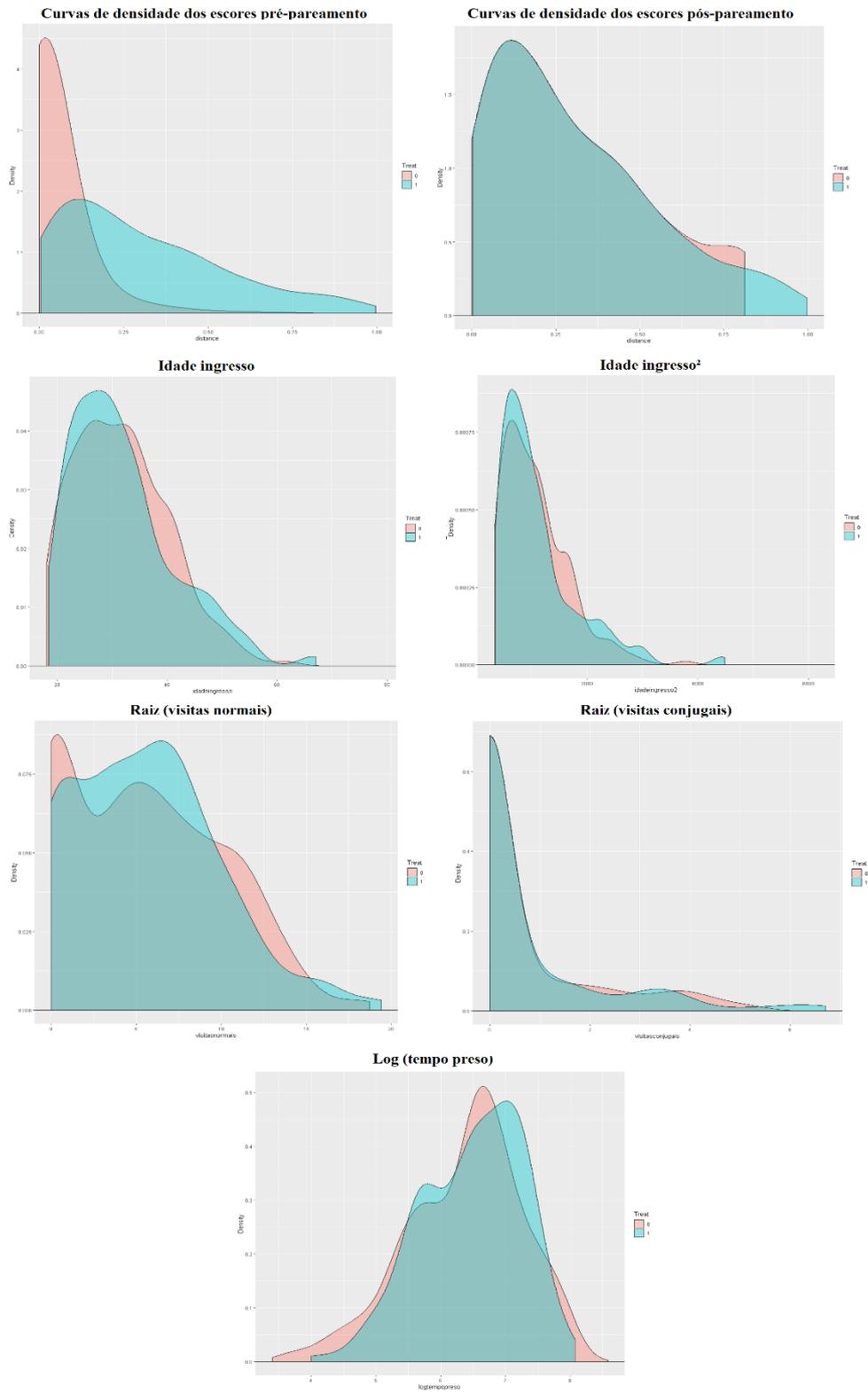
Fonte: elaboração própria.

**Figura 19 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Vizinho mais próximo – Tratamento estudo**



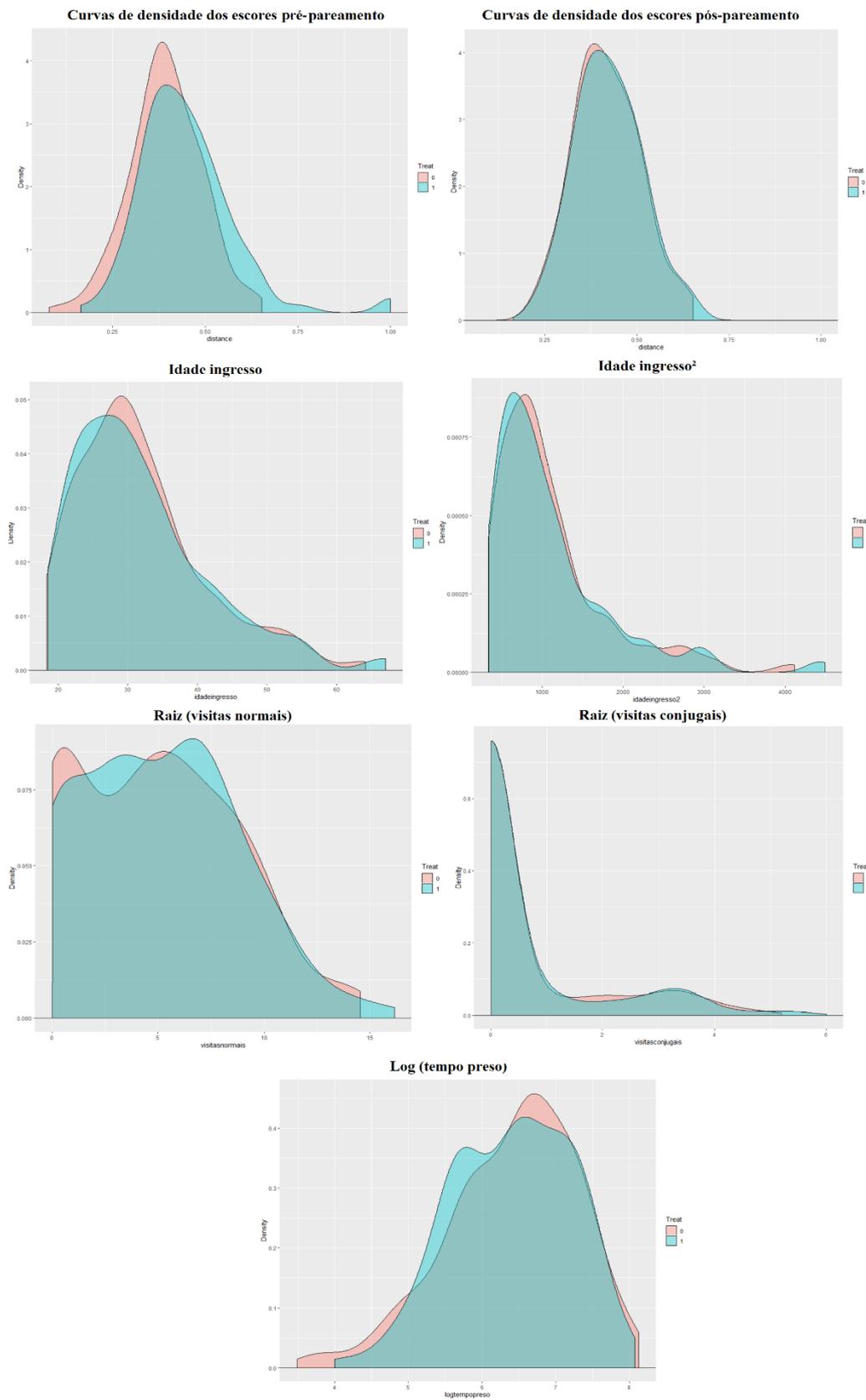
Fonte: elaboração própria.

**Figura 20 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento completo – Tratamento estudo**



Fonte: elaboração própria.

**Figura 21 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento genético – Tratamento estudo**



Fonte: elaboração própria.

**Tabela 38 - Resultados de balanceamento das variáveis para vizinho mais próximo, pareamento completo e pareamento genético - Tratamento trabalho e estudo**

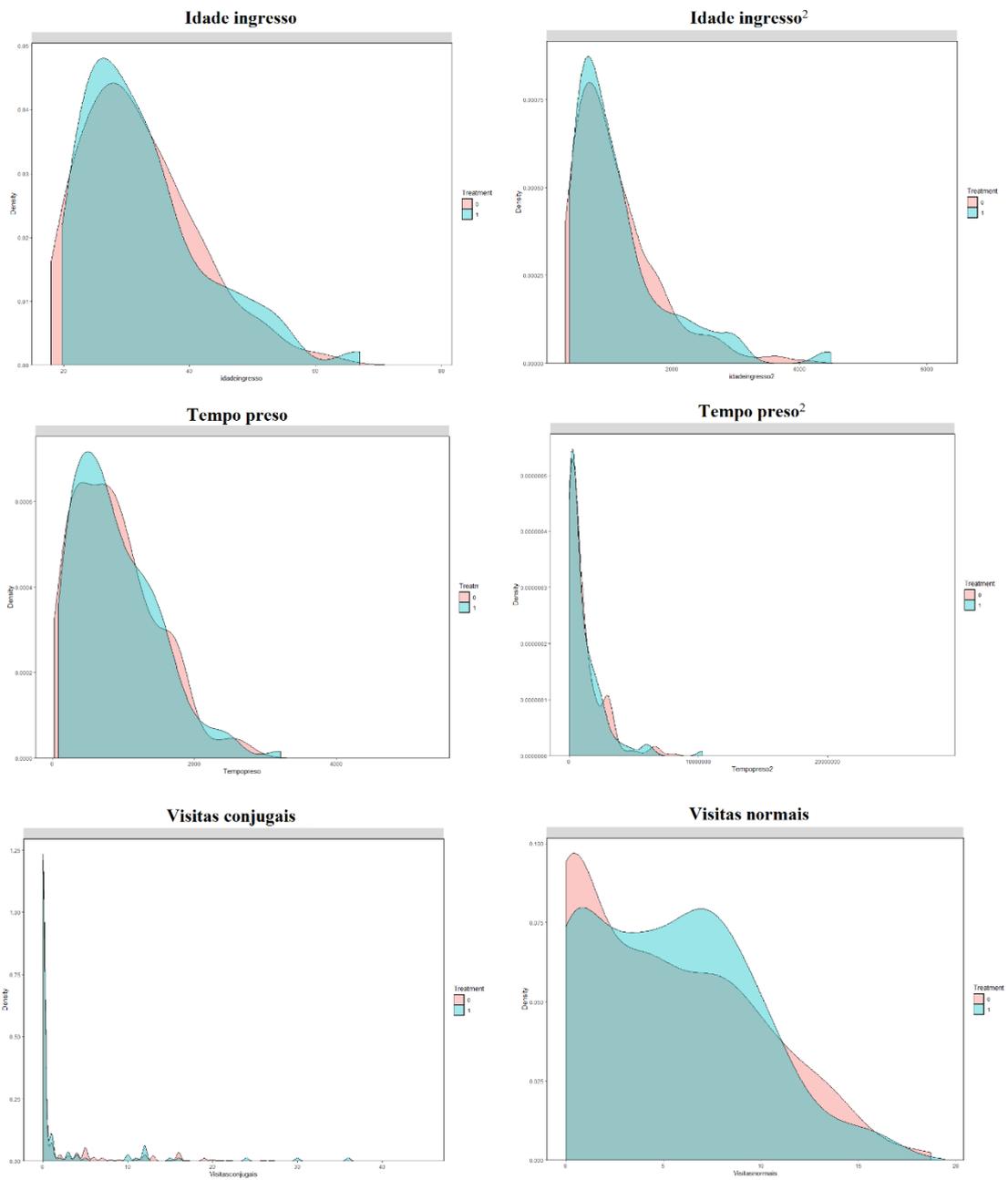
Variável	Vizinho mais próximo (cloglog)			Pareamento completo (probit)			Pareamento genético ( <i>logit</i> )		
	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado	Média dos tratados	Média dos controles	Viés padronizado
Distância dos escores	0,2367	0,236	0,0023	0,3089	0,3032	0,0227	0,4233	0,4231	0,0015
Registro de mãe	0,9922	0,9938	0,0193	0,9934	0,977	0,2028	0,9872	1,0000	0,145
Registro de pai	0,8125	0,8158	0,0086	0,8289	0,8484	0,0514	0,8333	0,8205	0,0327
Registro de filhos	0,4531	0,4491	0,0081	0,4671	0,5393	0,1441	0,4487	0,4701	0,0428
Raça: Branca	0,75	0,7202	0,068	0,7434	0,7289	0,033	0,7308	0,7415	0,0246
Raça: Não Informada	0,0234	0,0129	0,0756	0,0197	0,0096	0,0723	0,0128	0,0107	0,0141
Raça: Parda	0,1797	0,2259	0,1173	0,1908	0,1931	0,0058	0,1923	0,1987	0,0166
Raça: Negra	0,0391	0,0363	0,014	0,0395	0,0617	0,1139	0,0641	0,0363	0,1428
Estado civil: Divorciado, desquitado ou separado	0,0469	0,0421	0,0229	0,0461	0,0352	0,0516	0,0128	0,0000	0,0604
Estado civil: Não Informado	0,1016	0,1178	0,0544	0,0987	0,1127	0,0469	0,1026	0,0962	0,0211
Estado civil: Solteiro	0,3672	0,3617	0,0112	0,3947	0,2935	0,2064	0,3846	0,4402	0,1148
Estado civil: Viúvo	0,0156	0,0182	0,0228	0,0132	0,0204	0,0633	0,0128	0,0085	0,0343
Religião: Ateísmo	0,0078	0,0047	0,0385	0,0066	0,0022	0,0541	0,0000	0,0043	0,0483
Religião: Católica	0,5781	0,5354	0,086	0,5724	0,5791	0,0135	0,5769	0,5833	0,0129
Religião: Evangélica, Protestante, Luterana ou Jeová	0,1406	0,1509	0,0297	0,1382	0,148	0,0285	0,1154	0,1154	0,0000
Religião: Não Informada	0,2656	0,3043	0,0868	0,2697	0,2655	0,0096	0,3077	0,2842	0,053
Sexo: Feminino	0,2344	0,2083	0,0611	0,2368	0,2525	0,0368	0,1923	0,1774	0,0352
Escolaridade: Até ensino médio incompleto	0,3047	0,3188	0,0307	0,2961	0,2794	0,0364	0,3462	0,3184	0,0601
Escolaridade: Até superior incompleto	0,0312	0,0266	0,0223	0,0461	0,0279	0,0866	0,0385	0,0192	0,1101
Escolaridade: Ensino fundamental incompleto	0,5078	0,4884	0,0387	0,4737	0,5624	0,1771	0,4231	0,4679	0,0894
Escolaridade: Ensino médio completo	0,1172	0,1315	0,0406	0,1447	0,0909	0,1525	0,1282	0,1325	0,0132
Escolaridade: Não informada	0,0078	0,0094	0,0193	0,0066	0,0059	0,0081	0,0128	0,0128	0,0000

Escolaridade: Superior completo	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Idade ingresso	32,7016	32,1297	0,0583	32,6685	33,7187	0,1071	32,1672	31,9718	0,0197
(Idade ingresso) <sup>2</sup>	1166,6797	1116,2896	0,0671	1162,8054	1218,2311	0,0738	1106,9275	1096,7366	0,0132
Tempo preso	897,6776	882,0482	0,0265	928,8867	883,7381	0,0767	884,4018	867,2998	0,0285
(Tempo preso) <sup>2</sup>	1163189,6	1123516	0,0266	1207395,8	1124086,8	0,0559	1117497,4	1090792,6	0,0174
Regime de reclusão: Fechado	0,6797	0,6884	0,019	0,7039	0,6675	0,0795	0,7436	0,6496	0,2007
Regime de reclusão: Não Informado	0,0625	0,0535	0,0379	0,0592	0,051	0,0347	0,0256	0,0214	0,0176
Regime de reclusão: Semiaberto	0,2188	0,2268	0,02	0,2039	0,2295	0,0632	0,1923	0,2799	0,2111
Prévio emprego	0,3203	0,3596	0,0843	0,3158	0,3391	0,0501	0,2821	0,3248	0,0912
Crime violento / sexual	0,2109	0,2341	0,056	0,2171	0,2021	0,0363	0,1795	0,2179	0,0939
Crime contra propriedade	0,2891	0,2962	0,0157	0,2895	0,2373	0,1147	0,2949	0,2778	0,0376
Crime de drogas	0,5078	0,471	0,0735	0,5066	0,5541	0,0947	0,5256	0,4829	0,0851
Crime econômico	0,0156	0,0125	0,0224	0,0197	0,0105	0,066	0,0128	0,0192	0,0515
Crime contra a família	0,0078	0,0047	0,0385	0,0066	0,0101	0,0433	0,0000	0,0064	0,0725
Crime de posse de arma	0,0547	0,0517	0,0115	0,0724	0,0391	0,1278	0,0641	0,0684	0,0187
Crime de trânsito	0,0000	0,0016	0,0000	0	0	0	0,0256	0,0577	0,151
Outros Crimes	0,0469	0,0385	0,0427	0,0395	0,0522	0,0651	0,1795	0,1517	0,0778
Evasão	0,1484	0,1448	0,0105	0,1382	0,1423	0,012	0,0385	0,0534	0,0705
Fuga	0,0469	0,0445	0,012	0,0395	0,0342	0,0269	2,1282	1,8269	0,0542
Visitas conjugais	1,9141	1,6853	0,0297	2,7039	1,945	0,0985	5,1049	5,0085	0,0232
Raiz (Visitas normais)	5,2969	5,0075	0,0648	5,9075	6,2165	0,0692	0	0	0
Barra Velha	0,0156	0,0062	0,082	0,0132	0,0184	0,046	0,0385	0,0491	0,0612
Biguaçu	0,0312	0,0452	0,0779	0,0329	0,0412	0,0466	0,0256	0,0256	0,0000
Blumenau	0,0234	0,0219	0,0112	0,0197	0,0276	0,0566	0,0256	0,0427	0,0806
Brusque	0,0469	0,0819	0,1666	0,0461	0,0404	0,0271	0,0385	0,0214	0,0979
Caçador	0,0312	0,0372	0,0335	0,0329	0,0453	0,0692	0	0	0
Campos Novos	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Canoinhas	0,0000	0,0031	0,0000	0	0	0	0,0769	0,0833	0,025
Chapecó	0,0703	0,0664	0,0165	0,0592	0,0508	0,0357	0	0	0
Concórdia	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Criciúma	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	0,0000	0,0062	0,0000	0	0	0	0,1795	0,1538	0,0753
Florianópolis	0,1328	0,1241	0,0257	0,1316	0,1404	0,0259	0,0385	0,0278	0,0468

Imbituba	0,0547	0,032	0,0911	0,0658	0,0459	0,0798	0	0	
Indaial	0	0	0	0	0	0	0,0641	0,0791	0,0655
Itajaí	0,0547	0,05	0,0223	0,0461	0,0408	0,025	0	0	0
Itapema	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Itapiranga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ituporanga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaraguá Do Sul	0	0,0016	0	0	0	0	0,0256	0,0235	0,0122
Joaçaba	0,0312	0,0372	0,0335	0,0329	0,0339	0,0055	0,0769	0,0726	0,0176
Joinville	0,0625	0,0568	0,0256	0,0526	0,0546	0,0088	0,1538	0,1389	0,0419
Lages	0,1484	0,1352	0,0384	0,1382	0,1075	0,0887	0	0	0
Laguna	0,0000	0,0047	0,0000	0	0	0	0,0128	0,0128	0,0000
Mafra	0,0469	0,0466	0,0013	0,0395	0,0561	0,0853	0	0	0
Maravilha	0,0078	0,0000	0,0963	0,0066	0,0088	0,027	0,0769	0,0833	0,0281
Palhoça	0,0547	0,0613	0,0316	0,0461	0,0429	0,0151	0,0256	0,0235	0,0101
Porto União	0,0469	0,0637	0,0546	0,1053	0,123	0,0577	0,0256	0,0449	0,1545
Rio Do Sul	0,0156	0,0172	0,0137	0,0132	0,0079	0,046	0	0	0
São Cristóvão Do Sul	0	0	0	0	0	0	0,0128	0,0000	0,145
São Francisco Do Sul	0,0078	0,0047	0,0273	0,0132	0,0079	0,046	0	0	0
São Joaquim	0	0	0	0	0	0	0,0128	0,0128	0,0000
São José Do Cedro	0,0078	0,0111	0,0401	0,0066	0,0257	0,2352	0	0	0
São Miguel Do Oeste	0,0391	0,0358	0,0182	0,0329	0,0252	0,0429	0,0256	0,0449	0,1101
São Pedro De Alcântara	0,0312	0,0233	0,0444	0,0329	0,0339	0,0055	0,0128	0,0171	0,0343
Tijucas	0,0156	0,0141	0,0137	0,0132	0,0114	0,0153	0,0256	0,0043	0,1716
Tubarão	0,0156	0,0094	0,0547	0,0132	0,0079	0,046	0,0000	0,0128	0,145
Videira	0,0078	0,0031	0,0578	0,0066	0,0026	0,0487	0	0	0
Xanxerê	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b>N</b>	<b>128</b>	<b>368</b>		<b>152</b>	<b>370</b>		<b>78</b>	<b>119</b>	

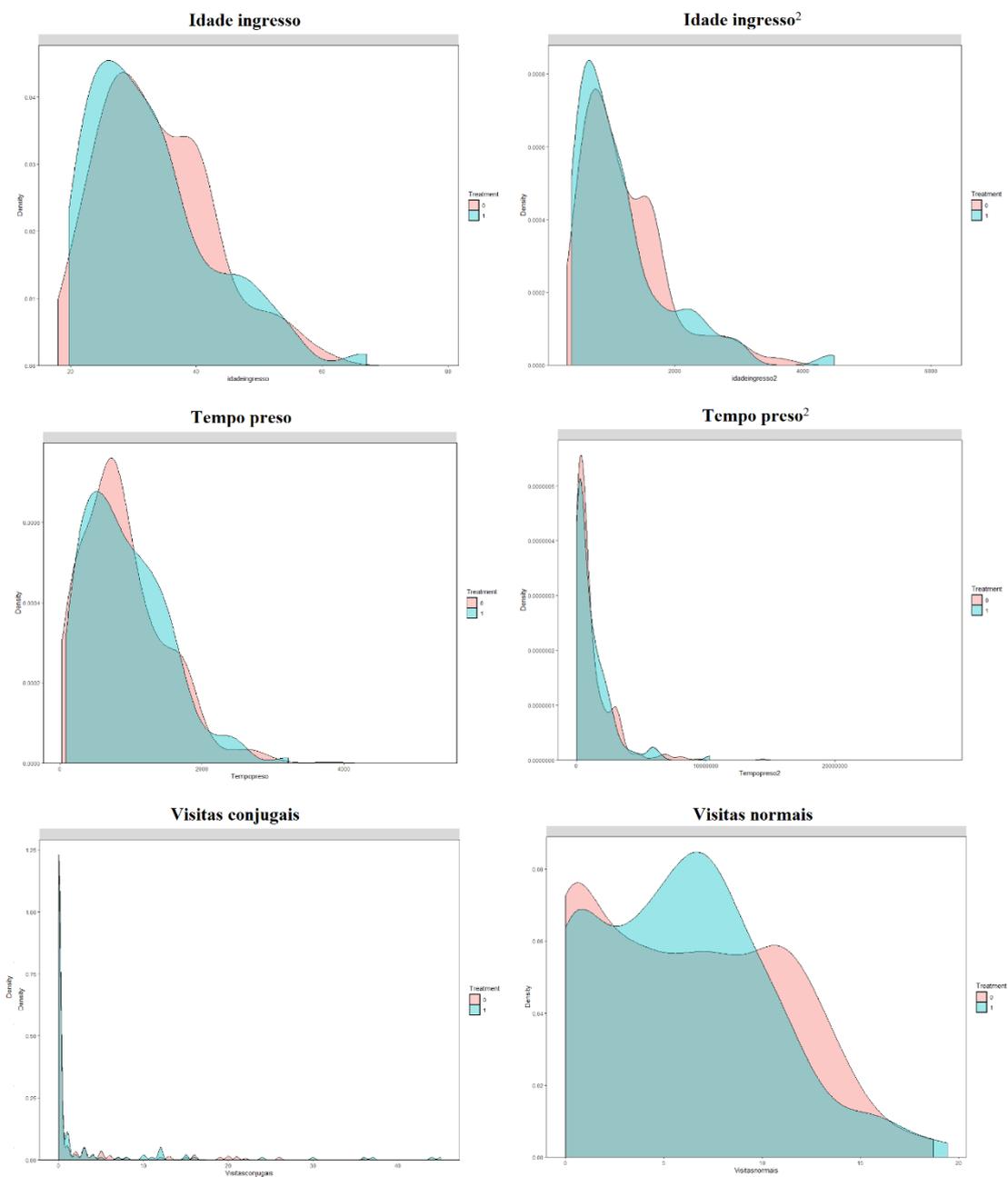
Fonte: elaboração própria.

**Figura 22 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Vizinho mais próximo – Tratamento trabalho e estudo**



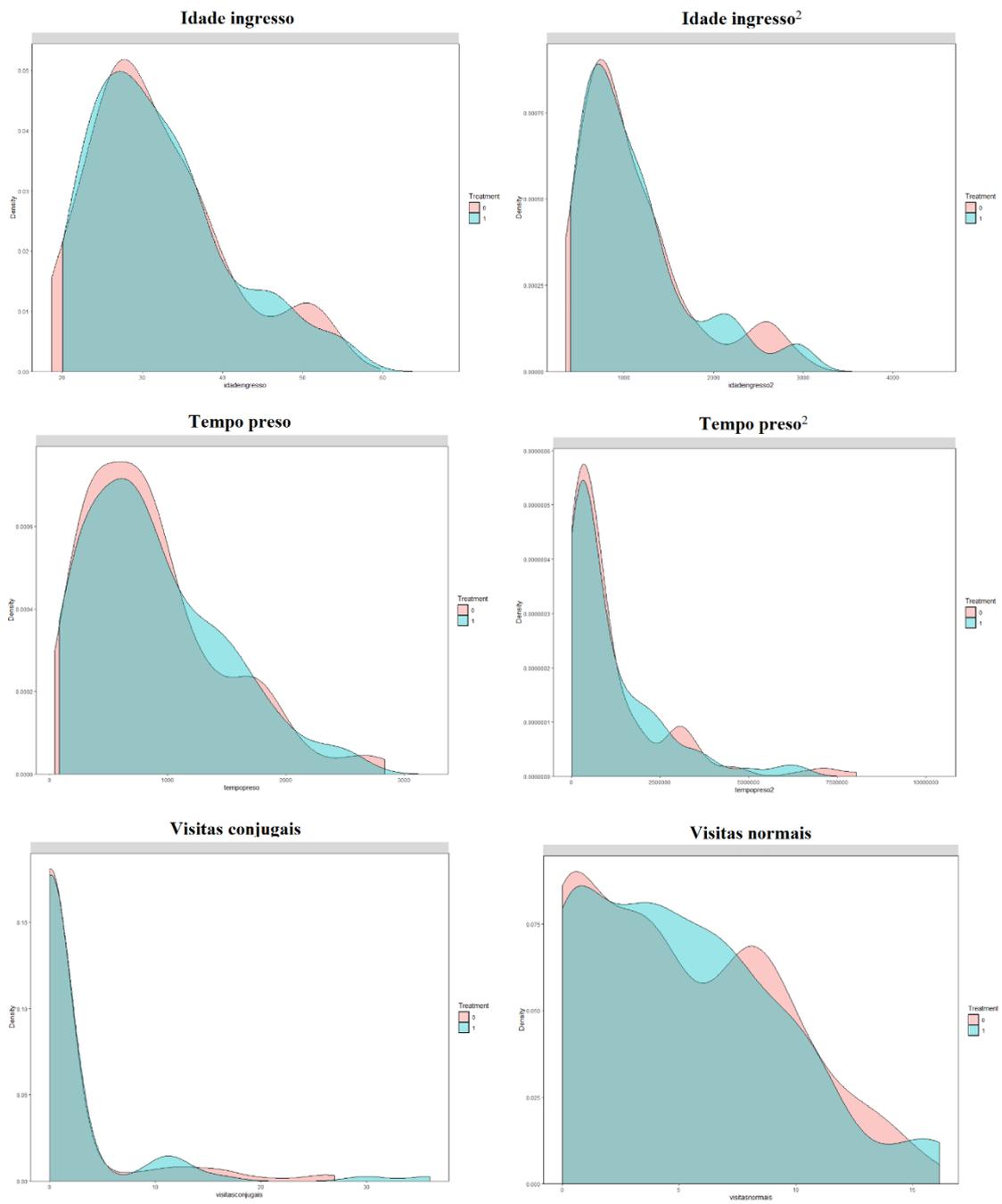
Fonte: elaboração própria.

**Figura 23 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento completo – Tratamento trabalho e estudo**



Fonte: elaboração própria.

**Figura 24 – Balanceamento dos escores e variáveis contínuas – Pareamento genético – Tratamento trabalho e estudo**



Fonte: elaboração própria.

## ANEXO C – RESULTADOS DE SOBREVIVÊNCIA: MODELO INICIAL

**Tabela 39 – Resultados iniciais de sobrevivência com variáveis de tratamento em formato contínuo**

Variável	Modelo de Cox			Modelo de Mistura de Componentes		
	Coefficiente	Desvio padrão robusto	Valor-p	Coefficiente	Desvio padrão	Valor-p
Registro de mãe	-1,0725	0,5609	0,0559 *	-1,0189	0,8093	0,2080
Registro de pai	-0,0083	0,0656	0,8989	-0,0014	0,0661	0,9826
Registro de filhos	0,0358	0,0680	0,5992	0,0262	0,0681	0,7002
Raça: Branca	0,2210	0,1787	0,2161	0,1716	0,1740	0,3241
Raça: Não Informada	0,1898	0,2947	0,5196	0,1194	0,3146	0,7042
Raça: Parda	0,2820	0,1822	0,1216	0,2381	0,1770	0,1786
Raça: Negra	0,1720	0,1951	0,3779	0,1376	0,1901	0,4694
Estado civil: Divorciado, desquitado ou separado	0,0569	0,1334	0,6695	0,0646	0,1315	0,6234
Estado civil: Não Informado	-0,3980	0,1202	< 0,01 ***	-0,3752	0,1173	< 0,01 ***
Estado civil: Solteiro	-0,0036	0,0550	0,9484	-0,0020	0,0584	0,9721
Estado civil: Viúvo	0,5966	0,2652	0,0245 **	0,6864	0,2697	0,0109 **
Religião: Ateísmo	0,4955	0,3367	0,1411	0,4355	0,3346	0,1931
Religião: Católica	-0,1056	0,3006	0,7254	-0,1437	0,2671	0,5905
Religião: Evangélica, Protestante, Luterana ou Jeová	-0,0312	0,3046	0,9183	-0,0837	0,2742	0,7600
Religião: Não Informada	-0,0309	0,3016	0,9184	-0,0577	0,2719	0,8319
Sexo: Feminino	-0,5168	0,1371	< 0,01 ***	-0,4744	0,1030	< 0,01 ***
Log (idade liberação)	-0,8970	0,1063	< 0,01 ***	-0,9232	0,1709	< 0,01 ***
Log (tempo preso)	0,0012	0,0282	0,9673	-0,0067	0,0297	0,8228
Regime de reclusão: Fechado	-0,1400	0,0846	0,0979 *	-0,1537	0,0864	0,0754 *
Regime de reclusão: Não Informado	0,2356	0,1022	0,0211 **	0,2221	0,1090	0,0415 **
Regime de reclusão: Semiaberto	-0,1431	0,0775	0,0646 *	-0,1601	0,0802	0,0459 **
Escolaridade: Até ensino médio incompleto	-0,0342	0,1269	0,7877	-0,0274	0,1258	0,8274
Escolaridade: Até superior incompleto	-0,3347	0,2223	0,132	-0,3454	0,2196	0,1158
Escolaridade: Ensino fundamental incompleto	0,0525	0,1224	0,6681	0,0529	0,1214	0,6630
Escolaridade: Ensino médio completo	-0,0023	0,1383	0,9869	-0,0019	0,1391	0,9892
Escolaridade: Não informada	-0,7163	0,3246	0,0273 **	-0,7160	0,3243	0,0273 **
Escolaridade: Superior completo	-0,7089	0,3370	0,0354 **	-0,7080	0,4169	0,0895 *

Evasão	0,4538	0,0936	< 0,01 ***	0,4320	0,0967	< 0,01 ***
Fuga	0,3338	0,1693	0,0486 **	0,3650	0,1714	0,0332 **
Prévio emprego	0,1457	0,0537	< 0,01 ***	0,1441	0,0534	< 0,01 ***
Assistência psicológica	0,0097	0,0802	0,9035	-0,0214	0,0742	0,7732
Log (visitas normais)	-0,0104	0,0207	0,6161	-0,0139	0,0202	0,4898
Log (visitas conjugais)	-0,0137	0,0573	0,8109	-0,0192	0,0536	0,7198
Crime violento / sexual	-0,1657	0,1091	0,1288	-0,1423	0,1120	0,2038
Crime contra propriedade	0,2238	0,0959	0,0196 **	0,2271	0,0960	0,0180 **
Crime de drogas	-0,2041	0,1019	0,0452 **	-0,2176	0,1010	0,0312 **
Crime econômico	-0,1447	0,2055	0,4811	-0,1101	0,1843	0,5504
Crime contra a família	-0,0472	0,1956	0,8095	-0,0664	0,1835	0,7177
Crime de posse de arma	-0,0786	0,1700	0,6441	-0,0977	0,1094	0,3720
Crime de trânsito	-0,1017	0,1084	0,3482	-0,1018	0,2023	0,6148
Outros Crimes	0,0217	0,1100	0,8436	0,0258	0,1061	0,8082
Log (dias de estudo)	-0,0591	0,0306	0,0535 *	-0,0524	0,0292	0,0726 *
Log (dias de trabalho)	-0,0146	0,0144	0,3128	-0,0232	0,0137	0,0920 *
Barra Velha - UPA	-1,5082	0,4393	< 0,01 ***	-	-	-
Biguaçu - Presídio	-0,1024	0,2220	0,6445	-	-	-
Blumenau - Penitenciária Industrial PIB	-0,3954	0,9770	0,6857	-	-	-
Blumenau - Presídio	-1,0443	0,2196	< 0,01 ***	-	-	-
Brusque - UPA	-0,5211	0,2940	0,0763 *	-	-	-
Caçador - Presídio	-0,3161	0,2533	0,2122	-	-	-
Campos Novos - UPA	-0,8472	0,3642	0,0199 **	-	-	-
Canoinhas - UPA	-1,1266	0,3442	< 0,01 ***	-	-	-
Chapecó - Penitenciária	-1,3750	0,3312	< 0,01 ***	-	-	-
Chapecó - Presídio	-0,6906	0,2353	< 0,01 ***	-	-	-
Concórdia - Presídio	-1,3519	0,6703	0,0437 **	-	-	-
Criciúma - Penitenciária Sul	0,0313	0,3427	0,9271	-	-	-
Criciúma - Presídio	0,1226	0,2270	0,5892	-	-	-
Curitibanos - Penitenciária	-1,2997	0,2089	< 0,01 ***	-	-	-
Florianópolis - Casa Albergado	-0,8481	0,4013	0,0345 **	-	-	-
Florianópolis - Penitenciária	-0,1189	0,1963	0,5448	-	-	-
Florianópolis - Presídio Feminino	-0,2016	0,2848	0,4789	-	-	-
Florianópolis - Presídio Masculino	-0,3754	0,2119	0,0763 *	-	-	-
Imbituba - UPA	-1,3918	0,3886	< 0,01 ***	-	-	-
Indaial - UPA	-0,5056	0,2956	0,0872 *	-	-	-

Itajaí - CPVI - Penitenciária	-1,1572	0,2286	< 0,01 ***	-	-	-
Itajaí - CPVI - Presídio	-0,5346	0,1994	< 0,01 ***	-	-	-
Itajaí - Presídio	-0,8990	0,3671	0,0143 **	-	-	-
Itapema - UPA	-1,2717	0,2990	< 0,01 ***	-	-	-
Itapiranga - Cadeia Pública	1,7536	0,9029	0,0521 *	-	-	-
Ituporanga - UPA	-0,5735	0,7236	0,428	-	-	-
Jaraguá do Sul - Presídio	-1,1932	0,2873	< 0,01 ***	-	-	-
Joaçaba - Presídio Regional	-0,9262	0,2755	< 0,01 ***	-	-	-
Joinville - Penitenciária Industrial	-0,2978	0,2859	0,2976	-	-	-
Joinville - Presídio	-0,4919	0,2465	0,0459 **	-	-	-
Lages - Presídio Masculino	0,2016	0,5574	0,7176	-	-	-
Lages - Presídio Regional	-0,6987	0,2081	< 0,01 ***	-	-	-
Laguna - UPA	-1,0381	0,2802	< 0,01 ***	-	-	-
Mafra - Presidio	-1,3684	0,2535	< 0,01 ***	-	-	-
Maravilha - UPA	-0,8768	0,4826	0,0692 *	-	-	-
Palhoça - SSP - CAPH Colônia Agrícola	-0,8281	0,2384	< 0,01 ***	-	-	-
Porto União - UPA	-0,9859	0,3490	< 0,01 ***	-	-	-
Rio do Sul - Presídio	-1,4968	0,2545	< 0,01 ***	-	-	-
São Cristóvão do Sul - Penitenciária Industrial	-2,4246	0,7289	< 0,01 ***	-	-	-
São Francisco do Sul - UPA	-1,3306	0,3453	< 0,01 ***	-	-	-
São Joaquim - UPA	-12,4743	1,0230	< 0,01 ***	-	-	-
São José do Cedro - UPA	-2,6749	1,0573	0,0114 **	-	-	-
São Miguel do Oeste - UPA	-0,1944	0,2688	0,4694	-	-	-
São Pedro de Alcântara - Penitenciária	-0,9757	0,3076	< 0,01 ***	-	-	-
Tijucas - Presídio	0,1602	0,3282	0,6255	-	-	-
Tubarão - Presídio Masculino	-0,1685	0,2780	0,5443	-	-	-
Tubarão - Presídio Regional Feminino	-0,0074	0,3925	0,985	-	-	-
Videira - UPA	-1,6077	0,3043	< 0,01 ***	-	-	-
Xanxerê - Presídio	-1,4282	0,3983	< 0,01 ***	-	-	-
<b>Teste de razão de verossimilhança</b>	841,5 em 92 gl	-	< 0,01 ***		-	-
<b>Teste de Wald</b>	1062 em 92 gl	-	< 0,01 ***		-	-
<b>Parâmetro de heterogeneidade (<i>frailty</i>)</b>	-	-	-	0,2487	0,0755	< 0,01 ***

Fonte: elaboração própria.