

## ANÁLISE MULTIVARIADA EXPLORATÓRIA APLICADA A DADOS DE VIOLÊNCIA DO COMANDO DE POLICIAMENTO DO INTERIOR - 9 DA POLÍCIA MILITAR DO ESTADO DE SÃO PAULO

*José Silvio Govone \**  
*Guilherme Gomes dos Santos \*\**  
*Willians Cerqueira Leite Martins \*\*\**

**RESUMO:** As técnicas multivariadas de análise de componentes principais e análise fatorial, foram aplicadas no estudo de variáveis de criminalidade no 9º Comando de Policiamento do Interior (CPI-9), da Polícia Militar, Piracicaba, SP, sendo os dados mensais referentes ao período 2015 a 2022. As seguintes variáveis foram analisadas: Homicídios Dolosos (HD), Roubos de Veículos (RV), Furtos de Veículos (FV), Roubos de Cargas (RC), Furtos de Cargas (FC), Roubos Outros (RO), Furtos Outros (FO), Estupros (E). As análises foram conduzidas considerando os dados do comando em sua totalidade, com uma abordagem específica para cada um dos seis batalhões que o compõem. A partir disso, aplicaram-se técnicas de estatística multivariada, visando identificar padrões e fornecer subsídios para investigações futuras. Esses resultados têm como objetivo contribuir para o aprimoramento de estratégias de segurança pública no âmbito do CPI-9.

**Palavras-chave:** componentes principais; análise fatorial; violência; polícia militar; policiamento.

DOI: <https://doi.org/10.36776/ribsp.v8i20.300>

Recebido em 2 de abril de 2025.

Aprovado em 15 de abril de 2025.

\* Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (UNESP). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8579-0982> - CV Lattes: <http://lattes.cnpq.br/0534874933112053>.

\*\* Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (UNESP). CV Lattes: <http://lattes.cnpq.br/1442119964077641>.

\*\*\* Polícia Militar do Estado de São Paulo (PMESP). CV Lattes: <http://lattes.cnpq.br/1910243017807469>.



## EXPLORATORY MULTIVARIATE ANALYSIS APPLIED TO VIOLENCE DATA FROM THE INTERIOR POLICING COMMAND - 9 OF THE MILITARY POLICE OF THE STATE OF SÃO PAULO.

**ABSTRACT:** The multivariate techniques of principal component analysis and factor analysis were applied to the study of crime-related variables in the 9th Interior Police Command (CPI-9) of the Military Police, Piracicaba, São Paulo, with monthly data referring to the period from 2015 to 2022. The following variables were analyzed: Intentional Homicides (HD), Vehicle Robberies (RV), Vehicle Thefts (FV), Cargo Robberies (RC), Cargo Thefts (FC), Other Robberies (RO), Other Thefts (FO), and Rapes (E). The analyses were conducted considering the command's overall data, with a specific approach for each of its six battalions. Multivariate statistical techniques were applied to identify patterns and provide insights for future investigations. These results aim to contribute to the improvement of public security strategies within the CPI-9 jurisdiction.

**Keywords:** principal components; factor analysis; violence; military police; policing

## 1. INTRODUÇÃO

A aplicação de métodos de estatística multivariada tem crescido nas últimas décadas pelo fato dos pesquisadores de diferentes áreas terem se conscientizados da necessidade de modelos estatísticos mais complexos de análise, pois os fenômenos tornam-se cada vez mais intrincados, muitas vezes com características multivariadas, envolvendo diversas variáveis. Outro fato é o avanço dos equipamentos e aplicativos computacionais que permitem análises rápidas e precisas de dados de fenômenos de altas dimensões. Inúmeras são as áreas de aplicação da estatística multivariada.

Por outro lado, são importantes trabalhos científicos visando a aplicação de técnicas estatísticas em dados referentes a ocorrências de crimes, com o objetivo de melhor compreender as ocorrências destes eventos, de forma a auxiliar o trabalho da polícia na prevenção de tais eventos.

Diversas são as aplicações da análise multivariada na área de segurança pública. Como exemplo, pode-se citar Costa Ferreira (2019) que aplicou estas técnicas no estudo de inter-relações entre taxas de homicídios com variáveis socioeconômicas e nível educacional. Cortes (2016) analisou os principais delitos nos municípios do Rio Grande do Sul, durante certo período de tempo, identificando que a maior quantidade de crimes praticados foi em furtos e roubos e que tais eventos ocorreram com maior frequência em municípios litorâneos. Santos *et al.* (2021), utilizando técnicas multivariadas, construíram um índice de criminalidade para os municípios fluminenses, com base em observações de crimes em 3 anos não sucessivos. Após, aplicaram uma análise espacial dos crimes.

Desta forma, o presente trabalho consiste no emprego de duas técnicas exploratórias de análise multivariada: Análise de Componentes Principais e Análise Fatorial, no estudo de variáveis de criminalidade considerando dados de 6 batalhões do 9º Comando da Polícia Militar do Estado de São Paulo (PMESP), sediado no município de Piracicaba. São as seguintes variáveis estudadas: Homicídios Dolosos (HD), Roubos de Veículos (RV), Furtos de Veículos (FV), Roubos de Cargas (RC), Furtos de Cargas (FC), Roubos Outros (RO), Furtos Outros (FO), Estupros (E). Os dados consistem dos registros de ocorrências mensais, durante os anos 2015 a 2022.

## 2. METODOLOGIA

Os métodos estatísticos empregados foram selecionados de acordo com as características dos dados de violência e a natureza das questões investigadas. Além disso, destaca-se as ferramentas computacionais utilizadas para implementar as análises, enfatizando suas funcionalidades e adequação ao estudo. O objetivo principal da metodologia é assegurar a reprodutibilidade e a transparência das etapas realizadas, possibilitando futuras aplicações e validações dos resultados obtidos.



É apresentada uma descrição teórica da Análise de Componentes Principais e da Análise Fatorial, destacando de forma breve os procedimentos técnicos e alguns critérios de interpretação destes tipos de análises. Essa abordagem permite compreender como essas ferramentas foram aplicadas para explorar a variabilidade dos dados e identificar padrões ou fatores latentes relevantes.

## 2.1 Análise de componentes principais

A análise de componentes principais é um método estatístico multivariado em que se combina linearmente  $p$  variáveis aleatórias  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , correlacionadas entre si, produzindo  $p$  índices  $Z_1, Z_2, \dots, Z_p$ , não correlacionados entre si, na ordem de importância dos mesmos, os quais descrevem a variação nos dados (Manly; Alberto, 2017). O objetivo é explicar as variâncias e covariâncias das  $p$  variáveis originais através de um número menor de componentes, independentes entre si. Os índices são as Componentes Principais que medem as diferentes “dimensões” dos dados, cujas variâncias satisfazem a relação:

$$\text{Var}(Z_1) \leq \text{Var}(Z_2) \leq \dots \leq \text{Var}(Z_p)$$

A  $i$ -ésima componente principal é escrita como:

$$Z_i = a_{i1}X_1 + a_{i2}X_2 + \dots + a_{ip}X_p$$

sendo o coeficiente  $a_{ij}$  a importância da  $j$ -ésima variável na  $i$ -ésima componente, chamado carga, com  $i, j = 1, 2, \dots, p$ .

Quando as correlações entre as variáveis originais forem altas, as variâncias de alguns índices resultarão em valores baixos, de forma que algumas componentes (as últimas) poderão ser desprezadas, resultando na redução do número de componentes e a dimensão da análise. Neste caso, obtém-se  $m < p$  componentes não correlacionadas entre si, que explicam aproximadamente a mesma variabilidade dos dados originais. A “qualidade” da aproximação com as  $m$  componentes é medida observando-se a porcentagem da variância explicada.

Há critérios para a escolha de número de componentes a serem retidas para uso, mas a decisão cabe ao pesquisador, decidir entre a simplicidade do modelo (pequeno número de dimensões é de mais fácil administração e interpretação) e a completude (maior número de dimensões capta uma quantidade maior de informações). Com esta análise, a possível multicolinearidade entre as variáveis originais é eliminada através das componentes não correlacionadas entre si (Lattin *et al.*, 2011).

## 2.2 Análise fatorial

Consiste em uma técnica de classificação multivariada semelhante à análise de componentes principais, com a diferença que esta última não é baseada em um modelo estatístico particular, enquanto a análise fatorial é desenvolvida baseada em um modelo.

A análise fatorial permite que um conjunto de  $p$  variáveis  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , cujas medidas sejam correlacionadas entre si, possam ser identificadas com um número menor de outras variáveis,  $m$ , não correlacionadas entre si, chamadas de fatores, que sumarizam as informações dadas pelas variáveis originais, sendo que tais fatores estão relacionados à variável original através de um modelo linear. Escreve-se a  $i$ -ésima variável,  $x_i$ , como

$$X_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + \dots + a_{im}F_m + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, p; \quad m < p,$$

cuja variância é:

$$Var(X_i) = a_{i1}^2 + a_{i2}^2 + \dots + a_{im}^2 + Var(e_i),$$

em que  $X_i$  é o escore com média 0 e variância 1,  $F$  é um valor, “fator”, com média zero e variância igual a 1,  $e_{ij}$  é a parte da variável  $X_i$  “específica” para a  $i$ -ésima variável, ou erro aleatório, e  $a_{ij}$  são constantes, chamadas “cargas” dos fatores, em que seu quadrado é a proporção da variância de  $X_i$  contida nos fatores, com  $i = 1, 2, \dots, p$  e  $j = 1, 2, \dots, m$ . Já a soma  $a_{i1}^2 + a_{i2}^2 + \dots + a_{im}^2$  é chamada “comunalidade” da variável  $X_i$  (parte da variância de  $x_i$  relacionada aos fatores comuns) e  $Var(e_i)$  é chamada “especificidade” de  $X_i$  (parte da variância específica de  $X_i$  não relacionada aos fatores comuns).

A correlação entre as variáveis  $X_i$  e  $X_k$  é dada pela expressão:

$$r_{ik} = a_{i1}a_{k1} + a_{i2}a_{k2} + \dots + a_{im}a_{km},$$

indicando que dois escores de teste podem somente ser correlacionados se eles possuem altas cargas nos mesmos fatores. Também, a comunalidade não excede o valor 1, de maneira que  $-1 \leq a_{ij} \leq 1$  (Manly; Alberto, 2017).

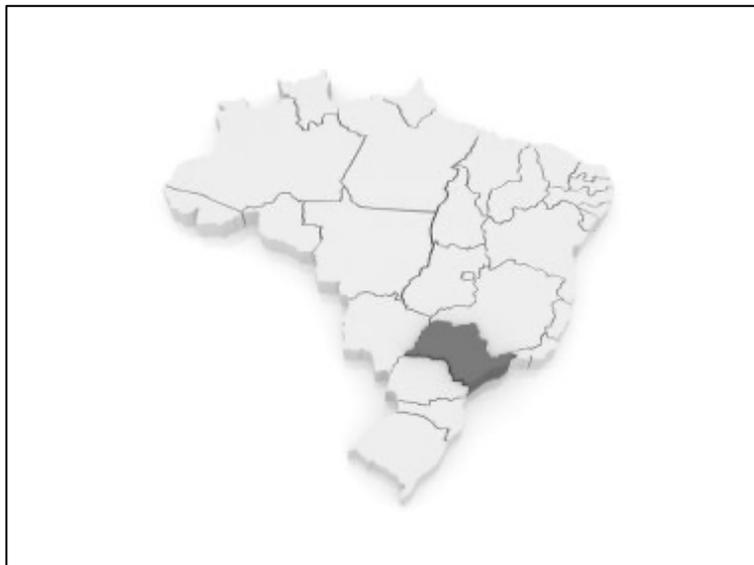
### 3. AMBIENTAÇÃO DOS DADOS

#### 3.1 Comando de Policiamento do Interior 9

O Comando de Policiamento do Interior (CPI-9), da PMESP, está sediado na cidade de Piracicaba, e possui 52 municípios sob seu comando, agrupados em 6 batalhões, sediados nas cidades: Piracicaba (10° BPM/I), Sumaré (48° BPM/I), Americana (19° BPM/I), Limeira (36° BPM/I), Rio Claro (37° BPM/I) e São João da Boa Vista (24° BPM/I). Cada batalhão é subdividido em companhias, considerando os diferentes municípios que o compõem. As Figuras 1, 2 e 3 especificam a localização do CPI-9 e sua divisão em batalhões e nos municípios.

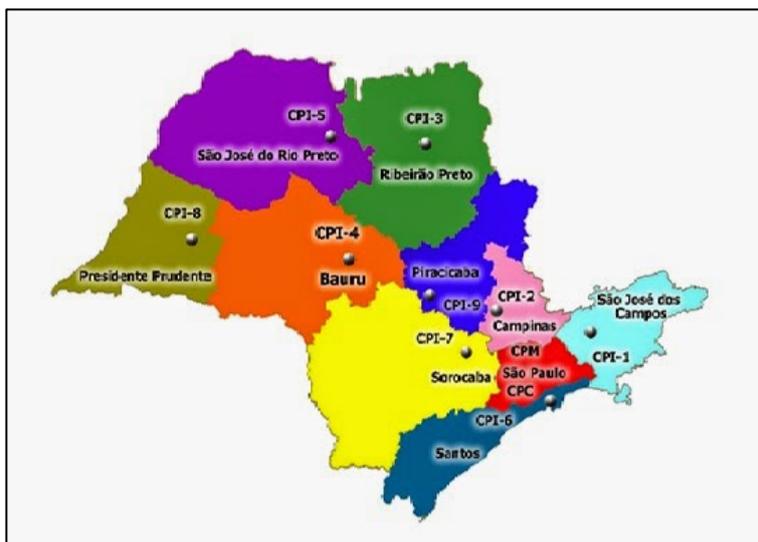


**Figura 1** – Mapa do Brasil com destaque no estado de São Paulo



Fonte: Depositphotos - Mapa de São Paulo.

**Figura 2** – Mapa de São Paulo com destaque nos Comandos de Policiamento do estado



Fonte: Blogger - Comando de Policiamento do Interior.

**Figura 3** – Região de Abrangência do CPI-9, onde é aplicada a metodologia DEGEO a partir agosto de 2013



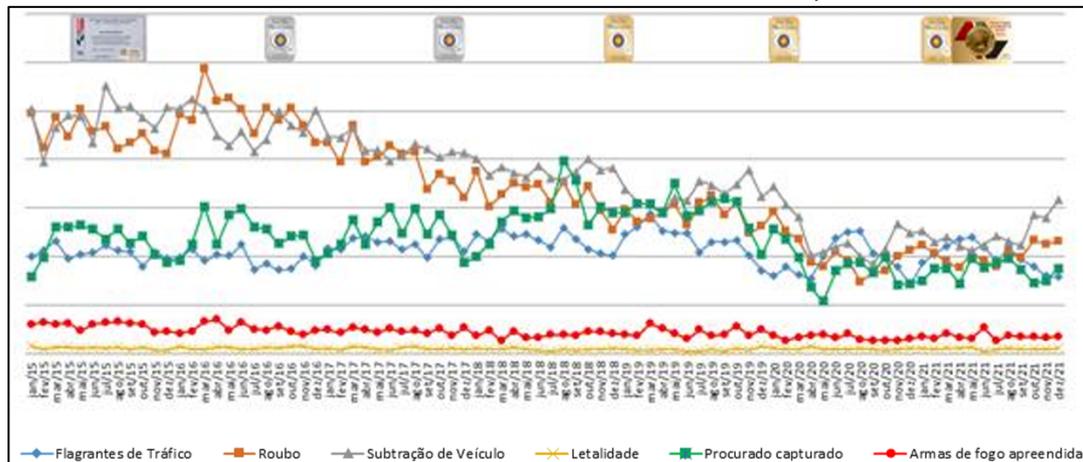
Fonte: Divisão Operacional do CPI 9, PMESP, Piracicaba, SP, 2022.

Este Comando Policial aplica, desde 2013, a técnica DEGEO – “Diagnóstico Evolutivo Geoponderado, Aplicável a Comandos de Policiamento de Interior, voltado aos Municípios”, elaborada pela própria Polícia Militar, e aplicada anteriormente, na capital paulista (por lá a área da Companhia de Policiamento é a área de avaliação), e que consiste na realização de um policiamento preventivo com ênfase no recolhimento de armas e prisão de procurados pela justiça, com o objetivo de diminuir os índices de violência. Também, avaliação periódica de cada Batalhão é realizada, tomando como base os índices de violência ocorridos no setor. Se os resultados forem positivos, o Batalhão é reconhecido; se negativos, estudos são feitos com o objetivo de verificar as causas da alta violência e as possíveis medidas a serem tomadas, visando sanear os problemas (Cerqueira Leite Martins, 2015). Com o passar dos anos, tem-se notado uma diminuição dos índices de violência na área do Comando, possivelmente resultante do efeito da técnica aplicada.

A Figura 4 apresenta os números mensais absolutos referentes a produtividade do CPI-9, bem como números absolutos de criminalidade ocorridos na área do Comando.



**Figura 4** – Números absolutos mensais de produtividade do CPI-9, bem como números absolutos de criminalidade ocorridos na área do Comando, 2015-2021



Fonte: Divisão Operacional do CPI 9, PMESP, Piracicaba/SP (2022).

### 3.2 Banco de Dados

O banco de dados utilizado neste estudo é oriundo de fontes oficiais e abrange o período de 2015 a 2022. O conjunto de dados é composto por informações mensais relacionadas a diferentes variáveis, as quais fornecem uma visão valiosa sobre a dinâmica da segurança pública.

São as seguintes as variáveis analisadas:

a) Homicídios Dolosos (HD): registra o número de casos de homicídios dolosos ocorridos durante o período em análise. A análise desses dados permite compreender a gravidade da violência letal na região.

b) Furto Outros (FO): engloba informações sobre furtos de natureza diversa (excluindo furtos de cargas e veículos, que são tratados separadamente pela polícia), possibilitando a análise dos padrões de criminalidade relacionados a propriedades.

c) Roubo Outros (RO): registra o número de roubos de bens diversos (excluindo roubos de cargas, veículos e assaltos a bancos, que são tratados separadamente pela polícia), proporcionando uma perspectiva sobre a incidência de crimes contra a propriedade com uso de violência.

d) Furto de Veículos (FV): indica a quantidade de veículos furtados, sendo fundamental para entender as tendências e os desafios específicos relacionados ao furto automotivo.

e) Roubo de Veículos (RV): aborda o roubo de veículos, fornecendo informações cruciais sobre a segurança no trânsito e a atuação de criminosos nesse contexto.

f) Estupro (E): oferece dados sobre casos de estupro, contribuindo para a análise da segurança pessoal e dos desafios enfrentados no combate a esse tipo de crime.

g) Roubo de Carga (RC): registra o roubo de cargas, uma variável essencial para avaliar a segurança nas estradas e o impacto econômico desses crimes.

h) Furto de Carga (FV): aborda o furto de cargas, complementando a análise sobre crimes envolvendo transporte de mercadorias.

## 4. RESULTADOS E ANÁLISES

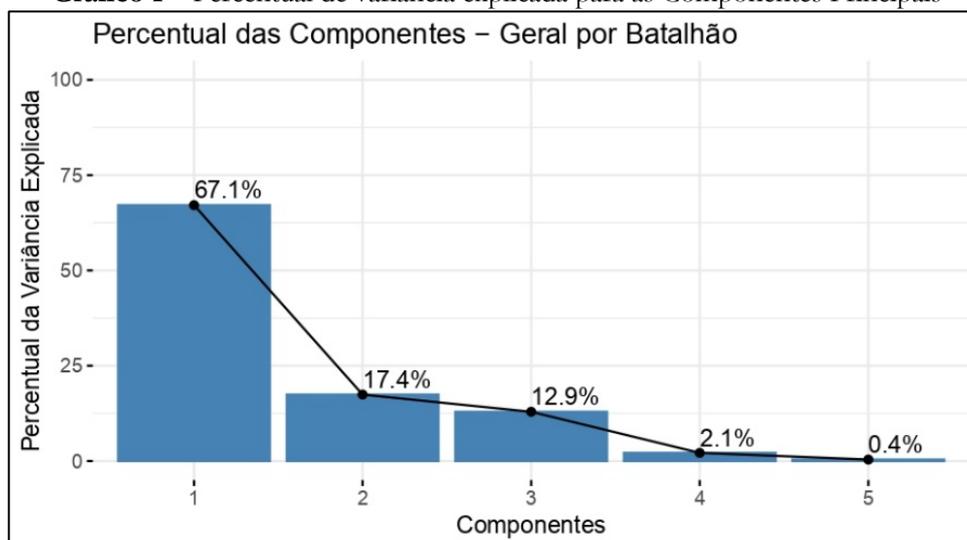
O R é uma linguagem de programação e um ambiente para a computação estatística e para gráficos. Trata-se de um projeto sob os termos da Licença Pública Geral GNU da *Free Software Foundation* que nada mais é que um sistema operacional livre, desenvolvido por terceiros e de fácil acesso aos usuários, facilitando assim a utilização do mesmo neste projeto, por estar disponível gratuitamente para ser baixado e utilizado.

### 4.1 Componentes principais

Na análise de componentes principais, o critério para determinar o número de componentes a serem utilizadas é baseado no percentual de variância explicada pelos dados. esta análise se refere aos totais observados por cada batalhão, considerando todo o período analisado e como mencionado, a decisão do número de componentes cabe aos pesquisadores; estabeleceu - se como mínimo, uma explicação de 85% da variância. portanto, componentes adicionais são incluídas até que esse percentual seja atingido ou superado.

Em um primeiro momento é necessário a verificação do percentual de variância explicada pelos dados, como segue da Gráfico 1.

**Gráfico 1 – Percentual de variância explicada para as Componentes Principais**



Fonte: Elaborado pelos autores (2025).



Identifica-se que há 3 componentes que contemplam um percentual acumulado de 97,4%. Logo, para a Análise de Componentes Principais dos Batalhões, utiliza-se 3 componentes. Segue a Tabela 1 referente aos autovalores e autovetores obtidos:

**Tabela 1** – Autovalores e Autovetores das Componentes Principais, por Batalhões

GERAL POR BATALHÃO				AUTOVETORES							
COMPONENTES	AUTOVALORES	PERCENTUAL	PERCENTUAL ACUMULATIVO	HD	FO	RO	FV	RV	E	RC	FC
1	5,3705	67,1308	67,1308	-0.4033	-0.2848	-0.1083	-0.0777	0.0555	0.6537	0	-0.555
2	1,3941	17,4261	84,5569	-0.2393	0.6939	-0.0121	-0.2246	0.6373	0.037	-0.0378	-0.0411
3	1,0336	12,9202	97,4771	-0.4241	-0.1223	-0.1138	-0.0039	-0.0123	0.3365	-0.238	0.7888
4	0,1711	2,1391	99,6162	-0.2244	0.4193	-0.6653	0.3526	-0.431	-0.0862	0.0119	-0.1162
5	0,0307	0,3838	100	-0.398	-0.3138	-0.0997	-0.0692	0.1537	-0.5865	-0.5677	-0.196
6	5,7043E-11	0	100	-0.2513	0.3053	0.6942	0.4195	-0.2941	0.0756	-0.2858	-0.1087
7	5,6497E-11	0	100	-0.4069	-0.2113	0.0894	0.4688	0.3004	-0.243	0.6392	0.0649
8	-3,1774E-10	0	100	-0.4034	0.101	0.1809	-0.647	-0.4522	-0.2046	0.3595	0.0104

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

Fazendo uma análise em cima de cada uma das três primeiras componentes, observa-se algumas relações entre as variáveis, a serem destacadas.

Na análise da componente  $Z_1$ , conforme observado na Tabela 1, identifica-se um contraste evidente entre as variáveis RV e E em relação às variáveis HD, FO, RO, FV e FC. A variável RC, por outro lado, não apresentou influência significativa nessa componente. Optou-se por considerar somente os coeficientes (autovetores) maiores ou iguais a 0,35, desconsiderando assim os coeficientes mais baixos. Essa abordagem revela um contraste ainda mais acentuado entre a variável E e as variáveis HD e FC. Ademais, essas variáveis explicam 67,1% da variância dos dados, indicando sua razoável influência da componente  $Z_1$ .

Ao analisar o Gráfico 2 que apresenta o gráfico bidimensional das componentes principais, conclui-se que as ocorrências de E se destacam nos batalhões 36° BPM/I e 48° BPM/I. Em contrapartida, as variáveis HD e FC são mais proeminentes nos batalhões 10° BPM/I, 19° BPM/I, 24° BPM/I e 37° BPM/I. Contudo, é importante ressaltar que a influência dos batalhões 10° BPM/I e 19° BPM/I é menor para esta componente.

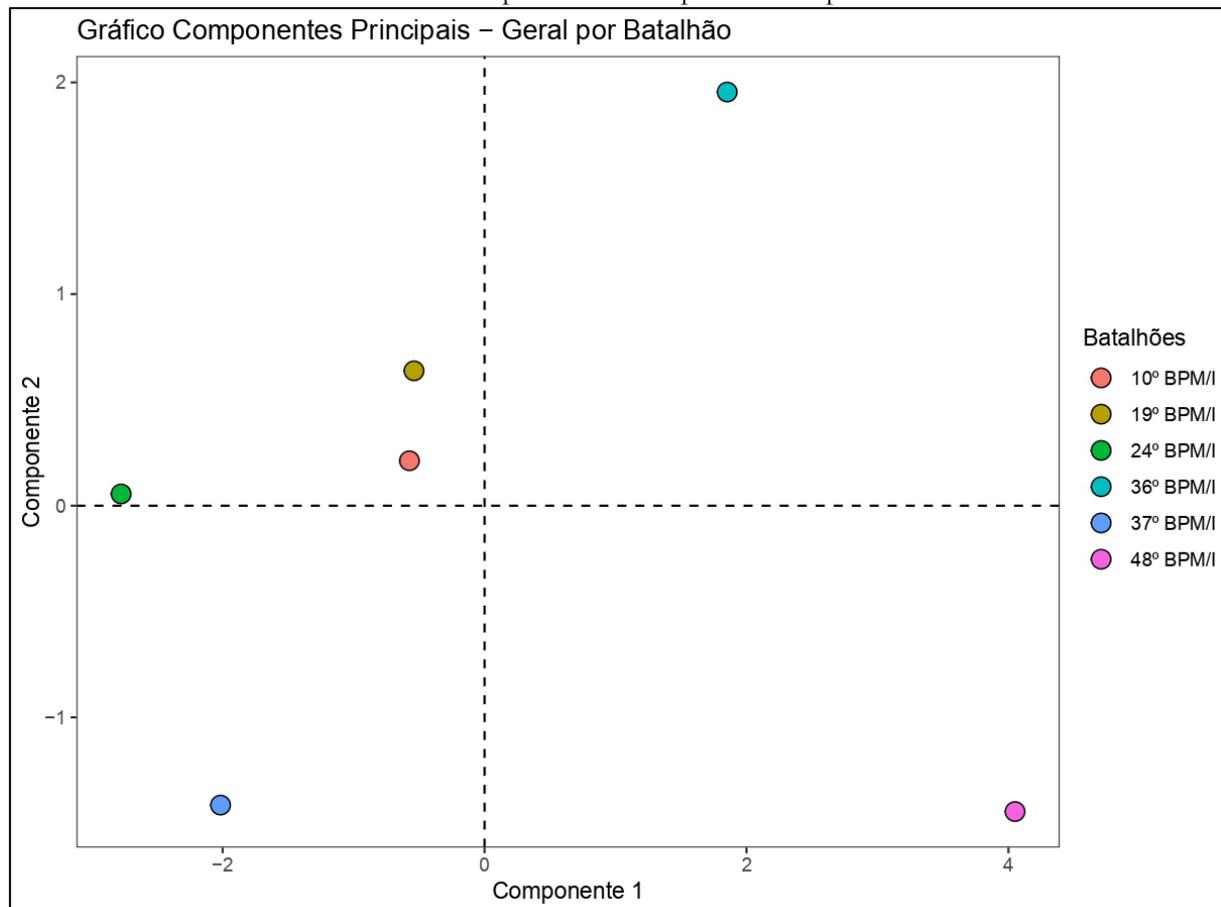
Analisando a componente  $Z_2$ , conforme mostrado na Tabela 1, observa-se uma contraposição entre as variáveis FO, RV e E em relação às variáveis HD, RO, FV e RC. Contudo, considerando apenas os coeficientes maiores ou iguais a 0,35, constata-se que apenas as variáveis FO e RV têm relevância significativa para esta componente. Isso implica que não há oposições significativas entre as variáveis, contribuindo com 17,4% para a variação explicada por esta componente. Estas duas componentes acumulam um total de 84,5% da variação explicada dos dados.

Ao aprofundar a análise e examinar o Gráfico 2, observa-se, em concordância com os coeficientes da Tabela 1, que as ocorrências de FO e RV se destacam nos batalhões 10° BPM/I, 19° BPM/I e 36° BPM/I. No entanto, é importante destacar que apenas o 36° BPM/I exerce uma influência mais significativa. Por outro lado, os batalhões 37° BPM/I e 48° BPM/I apresentam predominância

nas variáveis HD, RO, FV e RC. Entretanto, como essas variáveis têm pouca contribuição para a componente  $Z_2$ , esses batalhões não exercem influência relevante na análise.

Em relação à componente  $Z_3$ , conforme mostrado na Tabela 1, identifica-se um contraste inicial entre as variáveis E e FC em relação às variáveis HD, FO, RO, FV, RV e RC. Filtrando essas variáveis com base em seus coeficientes, verifica-se que apenas FC contrasta significativamente com HD. Essa análise contribui com 12,9% para a explicação da variância, acumulando um total de 97,4% da variação explicada.

**Gráfico 2 – Componentes Principais – Geral por Batalhões**



Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

## 4.2 Fatorial

Na Análise Fatorial considera-se somente autovalores da Tabela 1, superiores a 1 para determinar o número de fatores a serem considerados. Como há 3 autovalores que satisfazem esta condição, a análise é feita baseada em somente 3 fatores. É importante ressaltar que essa etapa do estudo requer certa dose de criatividade e interpretação para descrever adequadamente alguns dos fatores identificados.



Segue a Tabela 2, referente as Cargas dos Fatores e sua comunalidade.

**Tabela 2 – Cargas dos Fatores, por Batalhões**

Carga dos Fatores - BATALHÕES				
VARIÁVEIS	FATOR 1	FATOR 2	FATOR 3	COMUNALIDADE (e)
HD	0.984	0.1522	0.1035	0,995
FO	0.0652	0.8222	0.5717	0,995
RO	0.9294	0.316	0.2053	0,995
FV	0.2745	0.8533	-0.0813	0,809
RV	0.9897	0.1167	0.0906	0,995
E	0.2489	0.0436	0.937	0,941
RC	0.9131	0.0977	0.3137	0,938
FC	0.7135	0.3098	0.5292	0,884

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

Como as comunalidades das variáveis estão todas altas, isso indica que grande parte da variância para as variáveis está contida nesses 3 fatores.

Os valores das cargas a serem utilizadas na análise são determinados conforme o julgamento do analista. Para esta análise específica, focada nos batalhões, considera-se apenas as cargas iguais ou superiores a 0,5. Logo, as variáveis FO e FC ficaram dependentes de 2 fatores, enquanto as demais apenas de 1.

Algumas situações observadas da aplicação dessa metodologia estatística, como no fator 1 a tendência de alta está relacionada a HD, RO, RV, RC e FC, isso poderia indicar “Roubos associados a homicídios e furtos de carga”. Já para o fator 2, pode-se observar que FO e FV são as que se destacam, logo, pode-se chamá-lo de “Furtos exceto de carga”. Por fim, no fator 3 a tendência se associa a FO, E e FC, então enuncia-se por “Estupros seguidos de furtos (outros e de carga)”.

Agora considera-se a segunda etapa da Análise de Fatores, onde analisando os resultados apresentados na Tabela 3 dos Escores de Fatores. Essa etapa permite uma análise mais direcionada aos seis batalhões do CPI-9.

**Tabela 3 – Escores de Fatores, por Batalhões.**

Escore de Fatores - BATALHÕES			
BATALHÕES	FATOR 1	FATOR 2	FATOR 3
10º BPM/I	-0,246161695	0,747258163	-0,563589486
19º BPM/I	-0,239158943	1,08205993	-1,035656134
24º BPM/I	-1,097530475	-0,717171021	0,534559776
36º BPM/I	-0,196844298	0,646548586	1,570518624
37º BPM/I	-0,116616156	-1,542979574	-0,733882094
48º BPM/I	1,896311568	-0,215716085	0,228049315

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

A partir da Tabela 3, pode-se dizer que no fator 1 há um contraste entre o 48º BPM/I com altos níveis de “roubos associados a homicídios e furtos de carga” e o 24º BPM/I, em que sinaliza baixos níveis para tal categoria.

Já no fator 2, que o 10º BPM/I, 19º BPM/I e 36º BPM/I apresentam tendência a “Furtos exceto de carga” contrastando com o 37º BPM/I, em que isto está longe de ser o principal indício de violência.

Por fim, no fator 3, o 36º BPM/I indica muitos casos de “Estupros seguidos de furtos (outros e de carga)”, mas o 19º BPM/I, por sua vez, não se caracteriza por esses crimes.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo estabeleceu um alicerce suficiente para investigações futuras, reforçando o compromisso em contribuir para a compreensão e melhoria da segurança pública na circunscrição sob responsabilidade do CPI 9. Enquanto se busca uma análise mais profunda dos dados das violências nestes batalhões, objetiva-se o propósito maior de traçar, quando possível, interpretações fundamentadas nesta pesquisa com o intuito de promover a segurança e bem-estar da população, porém se faz necessário também um apoio de outras áreas do conhecimento, como geografia, sociologia e criminalística, para uma compreensão mais adequada e abrangente, a partir dos resultados encontrados.

A conclusão deste estudo revela que, embora a análise multivariada permita identificar padrões e correlações significativas entre as variáveis, nem sempre se obtém resultados claros para serem interpretados e, ainda, há a possibilidade dos resultados não serem satisfatórios. A pesquisa ajudou a evidenciar as dificuldades em aplicações a conjuntos de dados reais. Em acréscimo, vale destacar a importância da utilização do software R, tornando a pesquisa mais dinâmica e potencializando os resultados com maior precisão.

## 9. AGRADECIMENTOS

Ao 9º Comando de Policiamento do Interior, PMESP, pelos dados cedidos, e a FAPESP – Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo, pelo apoio financeiro com a bolsa de iniciação científica cedida.



## REFERÊNCIAS

BLOGGER. **Comando de Policiamento do Interior**. [S.l.]. Disponível em: <https://cpi-4.blogspot.com/p/historico.html>. Acesso em: 2 dez. 2024.

CERQUEIRA LEITE MARTINS, W. **Diagnóstico evolutivo geponderado, aplicável a Comandos de Policiamento de Interior, voltado aos Municípios**. Tese. Doutorado. Academia de Polícia Militar do Barro Branco, SP, 2015.

CORTES, R. X., Investigação de Padrões Criminais e Indicadores de Segurança Pública para os Municípios do Rio Grande do Sul, por Meio de Técnicas Multivariadas. **Textos para Discussão FEE (texto nº 143)**. Secretaria de Planejamento, Mobilidade e Desenvolvimento Regional, Porto Alegre, RS, 2016. Disponível em: <https://arquivofee.rs.gov.br/wp-content/uploads/2016/03/20160308td-143-investigacao-de-padroes-criminais-e-de-indicadores-de-seguranca-para-os-municipios-do-rio-grande-do-sul-por-meio-de-tecnicas-estatisticas-multivariadas.pdf>. Acesso em: 30 mar. 2025.

COSTA FERREIRA, L. H., Violência no Recôncavo Baiano: uma análise multivariada. **Revista do Instituto Brasileiro de Segurança Pública**. 2 (5), 2019. Disponível em: <https://revista.ibsp.org.br/index.php/RIBSP/article/view/59/59>. Acesso em: 30 mar. 2025.

DEPOSITPHOTOS. **Depositphotos**. [S.l.], 2009-2024. Disponível em: <https://depositphotos.com/br/photo/map-of-sao-paulo-brazil-62221845.html>. Acesso em: 2 dez. 2024.

LATTIN, J.; CARROL, J. D.; GREEN, P. **Análise de Dados Multivariados**. Cengage Learning, 2011.

MANLY, B. F. J.; ALBERTO, J. A. N. **Multivariate Statistical Methods**. CRC Press Taylor & Francis, 4ª ed., 2017.

R CORE TEAM. R: **A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2019. Disponível em: <https://www.R-project.org/>.

SANTOS, P. S.; BEZERRA, E. C. D.; FREITAS, C. A.; BECKER, K. L. Criminalidade nos Municípios do Rio de Janeiro: uma análise multivariada e espacial. **Revista de Economia – UFP**, 42 (78), 2021. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/economia/article/view/71723/43931>. Acesso em: 30 mar. 2025.

SÃO PAULO. Polícia Militar. **Divisão Operacional do CPI-9**. Piracicaba, SP, 2022.