

População e Frota de Veículos

Mario Azevedo

Domingo, 24/05/2015

Carregando as bibliotecas necessárias

```
library(data.table)
library(dplyr)
library(stringr)
library(knitr)
library(pander)
library(ggplot2)
library(scales)
options(scipen=1, digits=2, width=105)
```

Lendo os dados

Os dados da frota são de dezembro de 2013 (DENATRAN). Os dados de população são de outubro de 2013 (estimativa do IBGE).

```
dados <- fread('FrotaBR122013.csv', sep=';')
estados <- fread('estados.csv', sep=';')
estados <- mutate(estados, CAPITAL=str_trim(CAPITAL))
estados <- mutate(estados, ESTADO=str_trim(ESTADO))
setkey(dados, UF)
setkey(estados, SIGLA)
dados <- select(dados[estados], -c(ESTADO, CAPITAL))
```

Características Gerais

1. Para os estados: número de municípios, população, frota total, taxa de veículos por 1000 habitantes (VPM), frota de automóveis e taxa de automóveis por 1000 habitantes (APM). Lista em ordem decrescente de APM.

```
tabela <- group_by(dados, UF) %>%
  summarise(Nmun = n(),
            Populacao = sum(POPULACAO),
            Veiculos = sum(TOTAL),
            VPM = 1000 * sum(TOTAL)/sum(POPULACAO),
            Automoveis = sum(AUTOMOVEL),
            APM = 1000 * sum(AUTOMOVEL)/sum(POPULACAO)) %>%
  arrange(desc(APM))
kable(tabela)
```

| UF | Nmun | Populacao | Veiculos | VPM | Automoveis | APM |
|----|------|-----------|----------|-----|------------|-----|
| DF | 1 | 2789761 | 1511110 | 542 | 1099719 | 394 |

| UF | Nmun | Populacao | Veiculos | VPM | Automoveis | APM |
|----|------|-----------|----------|-----|------------|-----|
| SC | 295 | 6634254 | 4201255 | 633 | 2428891 | 366 |
| SP | 645 | 43663669 | 24560201 | 562 | 15643414 | 358 |
| PR | 399 | 10997465 | 6351183 | 578 | 3759306 | 342 |
| RS | 497 | 11164043 | 5885383 | 527 | 3622309 | 324 |
| MG | 853 | 20593356 | 8884663 | 431 | 4926454 | 239 |
| GO | 246 | 6434048 | 3169088 | 493 | 1512266 | 235 |
| RJ | 92 | 16369179 | 5568514 | 340 | 3839651 | 235 |
| MS | 79 | 2587269 | 1253199 | 484 | 580821 | 224 |
| ES | 78 | 3839366 | 1585076 | 413 | 797528 | 208 |
| MT | 141 | 3182113 | 1565739 | 492 | 543484 | 171 |
| RN | 167 | 3373959 | 967299 | 287 | 430289 | 128 |
| RO | 52 | 1728214 | 758308 | 439 | 212652 | 123 |
| SE | 75 | 2195662 | 575510 | 262 | 262664 | 120 |
| PE | 185 | 9208550 | 2396738 | 260 | 1088338 | 118 |
| RR | 15 | 488072 | 165339 | 339 | 53704 | 110 |
| TO | 139 | 1478164 | 527213 | 357 | 158702 | 107 |
| PB | 223 | 3914421 | 959085 | 245 | 407624 | 104 |
| CE | 184 | 8778576 | 2384395 | 272 | 881571 | 100 |
| BA | 417 | 15044137 | 3158326 | 210 | 1415342 | 94 |
| AP | 16 | 734996 | 152634 | 208 | 64386 | 88 |
| AC | 22 | 776463 | 205777 | 265 | 67461 | 87 |
| AM | 62 | 3807921 | 700849 | 184 | 325698 | 86 |
| AL | 102 | 3300935 | 614566 | 186 | 275556 | 83 |
| PI | 224 | 3184166 | 855445 | 269 | 255114 | 80 |
| PA | 144 | 7999729 | 1428355 | 179 | 455649 | 57 |
| MA | 217 | 6794301 | 1215478 | 179 | 335793 | 49 |

2. Para as capitais: população, frota total, taxa de veículos por 1000 habitantes (VPM), frota de automóveis, taxa de automóveis por 1000 habitantes (APM), frota de motocicletas e taxa de motocicletas por 1000 habitantes (MPM). Lista em ordem decrescente de APM.

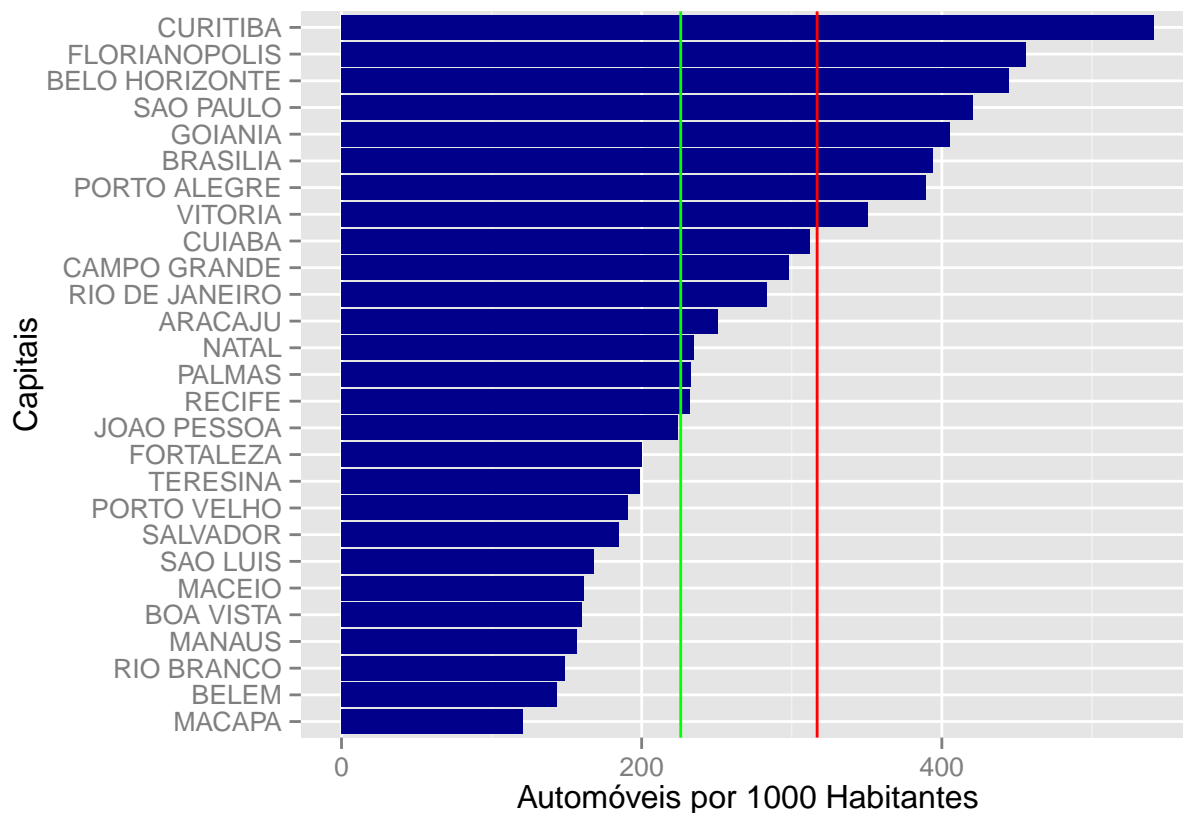
```
tabela <- filter(dados, str_c(UF,MUNICIPIO,sep='-') %in%
                    str_c(estados$SIGLA,estados$CAPITAL,sep='-')) %>%
mutate(VPM = 1000 * TOTAL/POPULACAO) %>%
mutate(APM = 1000 * AUTOMOVEL/POPULACAO) %>%
mutate(MPM = 1000 * MOTOCICLETA/POPULACAO) %>%
select(UF,MUNICIPIO,POPULACAO,TOTAL,VPM,AUTOMOVEL,APM,MOTOCICLETA,MPM) %>%
arrange(desc(APM))

APMcap <- 1000 * sum(tabela$AUTOMOVEL)/sum(tabela$POPULACAO)
```

```
APMbr <- 1000 * sum(dados$AUTOMOVEL)/sum(dados$POPULACAO)
kable(tabela)
```

| UF | MUNICIPIO | POPULACAO | TOTAL | VPM | AUTOMOVEL | APM | MOTOCICLETA | MPM |
|----|----------------|-----------|---------|-----|-----------|-----|-------------|-----|
| PR | CURITIBA | 1848946 | 1429534 | 773 | 1000903 | 541 | 128882 | 70 |
| SC | FLORIANOPOLIS | 453285 | 305028 | 673 | 206845 | 456 | 41553 | 92 |
| MG | BELO HORIZONTE | 2479165 | 1596081 | 644 | 1101919 | 444 | 197150 | 80 |
| SP | SAO PAULO | 11821873 | 7010508 | 593 | 4971813 | 421 | 799411 | 68 |
| GO | GOIANIA | 1393575 | 1045796 | 750 | 564554 | 405 | 206724 | 148 |
| DF | BRASILIA | 2789761 | 1511110 | 542 | 1099719 | 394 | 154277 | 55 |
| RS | PORTO ALEGRE | 1467816 | 802932 | 547 | 571299 | 389 | 83947 | 57 |
| ES | VITORIA | 348268 | 185427 | 532 | 122229 | 351 | 19861 | 57 |
| MT | CUIABA | 569830 | 344189 | 604 | 178035 | 312 | 74171 | 130 |
| MS | CAMPO GRANDE | 832352 | 483039 | 580 | 248372 | 298 | 114443 | 137 |
| RJ | RIO DE JANEIRO | 6429923 | 2451155 | 381 | 1824803 | 284 | 238855 | 37 |
| SE | ARACAJU | 614577 | 257261 | 419 | 154271 | 251 | 50421 | 82 |
| RN | NATAL | 853928 | 339429 | 397 | 200312 | 235 | 76403 | 89 |
| TO | PALMAS | 257904 | 144562 | 561 | 60132 | 233 | 38772 | 150 |
| PE | RECIFE | 1599513 | 609765 | 381 | 371833 | 232 | 119498 | 75 |
| PB | JOAO PESSOA | 769607 | 298796 | 388 | 172667 | 224 | 77126 | 100 |
| CE | FORTALEZA | 2551806 | 908074 | 356 | 511109 | 200 | 229154 | 90 |
| PI | TERESINA | 836475 | 380576 | 455 | 166131 | 199 | 133767 | 160 |
| RO | PORTO VELHO | 484992 | 222218 | 458 | 92648 | 191 | 71455 | 147 |
| BA | SALVADOR | 2883682 | 785257 | 272 | 533990 | 185 | 105207 | 36 |
| MA | SAO LUIS | 1053922 | 327808 | 311 | 177176 | 168 | 78601 | 75 |
| AL | MACEIO | 996733 | 266465 | 267 | 161275 | 162 | 51637 | 52 |
| RR | BOA VISTA | 308996 | 145678 | 471 | 49527 | 160 | 54343 | 176 |
| AM | MANAUS | 1982177 | 581179 | 293 | 311179 | 157 | 121656 | 61 |
| AC | RIO BRANCO | 357194 | 139683 | 391 | 53215 | 149 | 53553 | 150 |
| PA | BELEM | 1425922 | 373846 | 262 | 204801 | 144 | 88211 | 62 |
| AP | MACAPA | 437256 | 121519 | 278 | 52922 | 121 | 38673 | 88 |

```
ordem <- reorder(tabela$MUNICIPIO,tabela$APM)
ggplot(data=tabela, aes(x=ordem, y=APM)) +
  geom_bar(stat="identity",fill="darkblue") +
  coord_flip() +
  geom_hline(aes(yintercept=APMcap),color="red") +
  geom_hline(aes(yintercept=APMbr),color="green") +
  xlab("Capitais") +
  ylab("Automóveis por 1000 Habitantes")
```

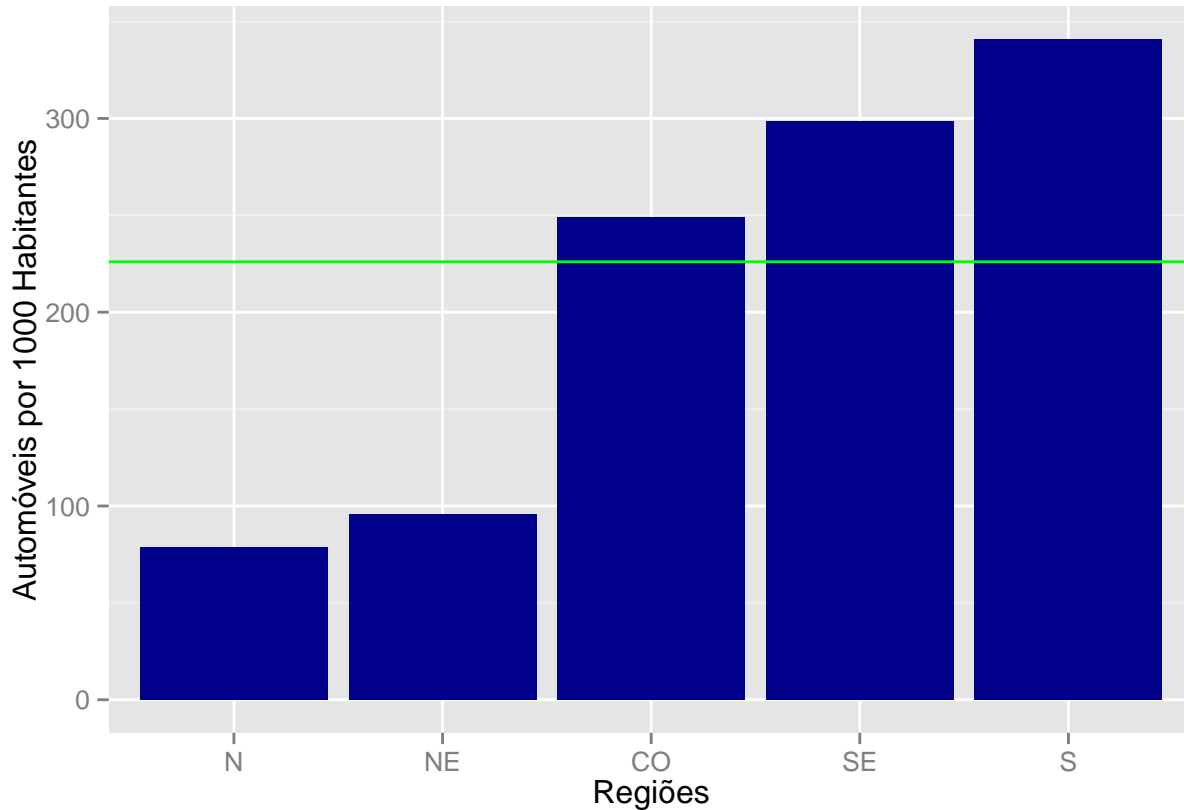


3. População e frota total, de automóveis e motocicletas das regiões

```
tabela <- group_by(dados, REGIAO) %>%
  summarise(Populacao = sum(POPULACAO),
            Veiculos = sum(TOTAL),
            Automoveis = sum(AUTOMOVEL),
            Motocicletas = sum(MOTOCICLETA)) %>%
  mutate(APM = 1000 * Automoveis/Populacao) %>%
  mutate(MPM = 1000 * Motocicletas/Populacao) %>%
  select(REGIAO, Populacao, Veiculos, Automoveis, APM, Motocicletas, MPM) %>%
  arrange(desc(APM))
kable(tabela)
```

| REGIAO | Populacao | Veiculos | Automoveis | APM | Motocicletas | MPM |
|--------|-----------|----------|------------|-----|--------------|-----|
| S | 28795762 | 16437821 | 9810506 | 341 | 2733632 | 95 |
| SE | 84465570 | 40598454 | 25207047 | 298 | 7206323 | 85 |
| CO | 14993191 | 7499136 | 3736290 | 249 | 1706834 | 114 |
| NE | 55794707 | 13126842 | 5352291 | 96 | 4985338 | 89 |
| N | 17013559 | 3938475 | 1338252 | 79 | 1482337 | 87 |

```
ordem <- reorder(tabela$REGIAO,tabela$APM)
ggplot(data=tabela, aes(x=ordem, y=APM)) +
  geom_bar(stat="identity",fill="darkblue") +
  geom_hline(aes(yintercept=APMbr),color="green") +
  xlab("Regiões") +
  ylab("Automóveis por 1000 Habitantes")
```



4. Lista das 20 cidades com maiores percentuais de motocicletas na frota. Ordem decrescente do percentual de motocicletas.

```
tabela <- mutate(dados,percM = 100 * MOTOCICLETA/TOTAL) %>%
  arrange(desc(percM)) %>%
  select(MUNICIPIO,UF,TOTAL,MOTOCICLETA,percM)
kable(tabela[1:20])
```

| MUNICIPIO | UF | TOTAL | MOTOCICLETA | percM |
|--------------------------|----|-------|-------------|-------|
| MARAJA DO SENA | MA | 367 | 341 | 93 |
| SAO ROBERTO | MA | 623 | 537 | 86 |
| LAGOA DO MATO | MA | 1162 | 991 | 85 |
| BACURITUBA | MA | 419 | 356 | 85 |
| LAGOA GRANDE DO MARANHAO | MA | 818 | 695 | 85 |

| MUNICIPIO | UF | TOTAL | MOTOCICLETA | percM |
|------------------------------|----|-------|-------------|-------|
| CURUA | PA | 365 | 309 | 85 |
| SAO JOAO DO CARU | MA | 746 | 630 | 84 |
| PEREIRO | CE | 7342 | 6180 | 84 |
| DUQUE BACELAR | MA | 633 | 531 | 84 |
| LIMOEIRO DO AJURU | PA | 155 | 130 | 84 |
| SANTA CRUZ DO ARARI | PA | 93 | 78 | 84 |
| MADEIRO | PI | 630 | 524 | 83 |
| PEDRO DO ROSARIO | MA | 1123 | 930 | 83 |
| JOCA MARQUES | PI | 495 | 407 | 82 |
| SUCUPIRA DO RIACHAO | MA | 580 | 475 | 82 |
| POCAO DE PEDRAS | MA | 3624 | 2960 | 82 |
| SANTANA DE MANGUEIRA | PB | 747 | 609 | 82 |
| PARNAGUA | PI | 784 | 638 | 81 |
| PASSAGEM FRANCA | MA | 2132 | 1726 | 81 |
| SAO RAIMUNDO DO DOCA BEZERRA | MA | 483 | 391 | 81 |

5. Lista das 20 cidades com maiores taxas de automóveis por 1000 habitantes. Ordem decrescente de APM.

```
tabela <- mutate(dados, APM = 1000 * AUTOMOVEL/POPULACAO) %>%
  select(MUNICIPIO, UF, POPULACAO, AUTOMOVEL, APM) %>%
  arrange(desc(APM))
kable(tabela[1:20])
```

| MUNICIPIO | UF | POPULACAO | AUTOMOVEL | APM |
|------------------------------|----|-----------|-----------|-----|
| SAO CAETANO DO SUL | SP | 156362 | 98738 | 631 |
| SANTA BARBARA DO MONTE VERDE | MG | 2972 | 1811 | 609 |
| RIO PRETO | MG | 5487 | 3249 | 592 |
| CURITIBA | PR | 1848946 | 1000903 | 541 |
| VINHEDO | SP | 69845 | 37051 | 530 |
| BOM JESUS DO NORTE | ES | 10095 | 5290 | 524 |
| CAMPINAS | SP | 1144862 | 565408 | 494 |
| SANTO ANDRE | SP | 704942 | 347984 | 494 |
| AGUAS DE SAO PEDRO | SP | 3004 | 1471 | 490 |
| RIO BONITO | RJ | 56942 | 27447 | 482 |
| VALINHOS | SP | 116308 | 55808 | 480 |
| JUNDIAI | SP | 393920 | 187851 | 477 |
| BLUMENAU | SC | 329082 | 152955 | 465 |

| MUNICIPIO | UF | POPULACAO | AUTOMOVEL | APM |
|-----------------------|----|-----------|-----------|-----|
| SAO BERNARDO DO CAMPO | SP | 805895 | 367772 | 456 |
| FLORIANOPOLIS | SC | 453285 | 206845 | 456 |
| JARDIM OLINDA | PR | 1424 | 646 | 454 |
| GRAMADO | RS | 34110 | 15440 | 453 |
| CASCA | RS | 8993 | 4037 | 449 |
| NOVA PETROPOLIS | RS | 20126 | 8981 | 446 |
| BELO HORIZONTE | MG | 2479165 | 1101919 | 444 |

6. Relação completa dos estados, destacando o número de cidades nas quais a frota de motocicletas é maior do que a de automóveis.

```
tabela <- mutate(dados,maismoto = (MOTOCICLETA>AUTOMOVEL)) %>%
  group_by(UF) %>%
  summarise(Nmun=n(),
            MaisMoto = sum(maismoto),
            percMun = 100 * sum(maismoto)/n())

kable(tabela,caption = "Cidades com mais motocicletas do que automóveis, por estado")
```

| UF | Nmun | MaisMoto | percMun |
|----|------|----------|---------|
| AC | 22 | 22 | 100.00 |
| AL | 102 | 74 | 72.55 |
| AM | 62 | 58 | 93.55 |
| AP | 16 | 9 | 56.25 |
| BA | 417 | 303 | 72.66 |
| CE | 184 | 174 | 94.57 |
| DF | 1 | 0 | 0.00 |
| ES | 78 | 29 | 37.18 |
| GO | 246 | 44 | 17.89 |
| MA | 217 | 214 | 98.62 |
| MG | 853 | 278 | 32.59 |
| MS | 79 | 8 | 10.13 |
| MT | 141 | 111 | 78.72 |
| PA | 144 | 139 | 96.53 |
| PB | 223 | 190 | 85.20 |
| PE | 185 | 145 | 78.38 |
| PI | 224 | 223 | 99.55 |
| PR | 399 | 0 | 0.00 |
| RJ | 92 | 4 | 4.35 |

| UF | Nmun | MaisMoto | percMun |
|----|------|----------|---------|
| RN | 167 | 151 | 90.42 |
| RO | 52 | 49 | 94.23 |
| RR | 15 | 14 | 93.33 |
| RS | 497 | 2 | 0.40 |
| SC | 295 | 0 | 0.00 |
| SE | 75 | 55 | 73.33 |
| SP | 645 | 1 | 0.16 |
| TO | 139 | 131 | 94.24 |

Table 6: Cidades com mais motocicletas do que automóveis, por estado

7. Relação completa dos estados, destacando a frota de certos tipos de veículos e quanto isso representa em relação ao país.

```
popBR <- sum(dados$POPULACAO)
frotaBR <- sum(dados$TOTAL)
autoBR <- sum(dados$AUTOMOVEL)
oniBR <- sum(dados$ONIBUS)
camBR <- sum(dados$CAMINHAO)
tabela <- group_by(dados,UF) %>%
  summarise(Populacao = sum(POPULACAO),
            pPop = 100 * sum(POPULACAO)/popBR,
            Automoveis = sum(AUTOMOVEL),
            pAuto = 100 * sum(AUTOMOVEL)/autoBR,
            Onibus = sum(ONIBUS),
            pOni = 100 * sum(ONIBUS)/oniBR,
            Caminhoes = sum(CAMINHAO),
            pCam = 100 * sum(CAMINHAO)/camBR)
Brasil <- data.table(UF = 'TOTAL',
                    Populacao = popBR,
                    pPop = 100.0,
                    Automoveis = autoBR,
                    pAuto = 100.0,
                    Onibus = oniBR,
                    pOni = 100.0,
                    Caminhoes = camBR,
                    pCam = 100.0)
tabela<-rbind(tabela,Brasil)
linha=nrow(tabela)
panderOptions('knitr.auto.asis', FALSE)
panderOptions('table.split.table', Inf)
pandoc.table(tabela, style = "simple",
              justify = c('center',rep('right',8)),
              digits=12,round=1,big.mark=".",decimal.mark=',',
              emphasize.strong.rows=linha,
              emphasize.strong.cols=1)
```


| UF | Populacao | pPop | Automoveis | pAuto | Onibus | pOni | Caminhoes | pCam |
|--------------|--------------------|------------|-------------------|------------|----------------|------------|------------------|------------|
| AC | 776.463 | 0,4 | 67.461 | 0,1 | 921 | 0,2 | 6.297 | 0,3 |
| AL | 3.300.935 | 1,6 | 275.556 | 0,6 | 6.098 | 1,1 | 18.949 | 0,8 |
| AM | 3.807.921 | 1,9 | 325.698 | 0,7 | 8.517 | 1,6 | 19.023 | 0,8 |
| AP | 734.996 | 0,4 | 64.386 | 0,1 | 917 | 0,2 | 3.678 | 0,1 |
| BA | 15.044.137 | 7,5 | 1.415.342 | 3,1 | 34.421 | 6,3 | 106.213 | 4,3 |
| CE | 8.778.576 | 4,4 | 881.571 | 1,9 | 14.014 | 2,6 | 61.047 | 2,5 |
| DF | 2.789.761 | 1,4 | 1.099.719 | 2,4 | 10.755 | 2 | 21.801 | 0,9 |
| ES | 3.839.366 | 1,9 | 797.528 | 1,8 | 13.555 | 2,5 | 64.749 | 2,6 |
| GO | 6.434.048 | 3,2 | 1.512.266 | 3,3 | 19.507 | 3,6 | 100.123 | 4 |
| MA | 6.794.301 | 3,4 | 335.793 | 0,7 | 6.868 | 1,3 | 33.214 | 1,3 |
| MG | 20.593.356 | 10,2 | 4.926.454 | 10,8 | 67.366 | 12,3 | 299.132 | 12 |
| MS | 2.587.269 | 1,3 | 580.821 | 1,3 | 8.199 | 1,5 | 45.487 | 1,8 |
| MT | 3.182.113 | 1,6 | 543.484 | 1,2 | 9.620 | 1,8 | 59.982 | 2,4 |
| PA | 7.999.729 | 4 | 455.649 | 1 | 14.414 | 2,6 | 50.422 | 2 |
| PB | 3.914.421 | 1,9 | 407.624 | 0,9 | 6.520 | 1,2 | 25.508 | 1 |
| PE | 9.208.550 | 4,6 | 1.088.338 | 2,4 | 17.903 | 3,3 | 83.632 | 3,4 |
| PI | 3.184.166 | 1,6 | 255.114 | 0,6 | 5.295 | 1 | 22.737 | 0,9 |
| PR | 10.997.465 | 5,5 | 3.759.306 | 8,3 | 36.912 | 6,7 | 246.111 | 9,9 |
| RJ | 16.369.179 | 8,1 | 3.839.651 | 8,4 | 44.316 | 8,1 | 132.959 | 5,3 |
| RN | 3.373.959 | 1,7 | 430.289 | 0,9 | 5.716 | 1 | 27.473 | 1,1 |
| RO | 1.728.214 | 0,9 | 212.652 | 0,5 | 4.876 | 0,9 | 26.735 | 1,1 |
| RR | 488.072 | 0,2 | 53.704 | 0,1 | 825 | 0,2 | 3.881 | 0,2 |
| RS | 11.164.043 | 5,6 | 3.622.309 | 8 | 36.843 | 6,7 | 206.979 | 8,3 |
| SC | 6.634.254 | 3,3 | 2.428.891 | 5,3 | 17.606 | 3,2 | 139.545 | 5,6 |
| SE | 2.195.662 | 1,1 | 262.664 | 0,6 | 5.785 | 1,1 | 19.056 | 0,8 |
| SP | 43.663.669 | 21,7 | 15.643.414 | 34,4 | 145.166 | 26,5 | 643.241 | 25,8 |
| TO | 1.478.164 | 0,7 | 158.702 | 0,3 | 4.530 | 0,8 | 20.706 | 0,8 |
| TOTAL | 201.062.789 | 100 | 45.444.386 | 100 | 547.465 | 100 | 2.488.680 | 100 |