







### Análisis deudores BCRA

Qué estimador podemos usar para predecir el scoring?

Cómo estimar comportamiento según deuda y según bancos?

Imposible trabajar con 24 meses...alternativa trabajar con 12?

Limpiar datos con sit==0?

Tomar el máximo de sit? Tomar maximo de sit\*monto?

Debemos tener cuidado en los análisis de % de deuda pg hay muchísimos datos con monto==0 y alteran la estadística.

Chunksize no funciona con dtypes y eso lo vuelve inmanejable cuando lo lee.











## Ejemplo cuit y comportamiento



Tiene sentido ver los montos de deuda?

Tiene sentido ver todos los bancos?



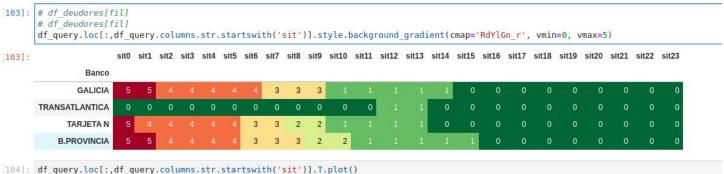




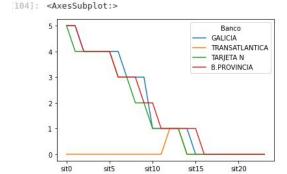




## Ejemplo cuit y comportamiento







Nos interesa el comportamiento del último año? (más en Argentina)

Nos interesan todas sus sit..? O solamente la máxima?



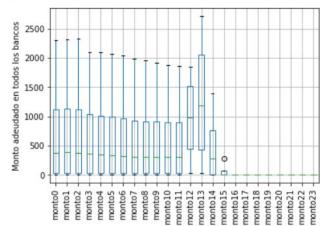




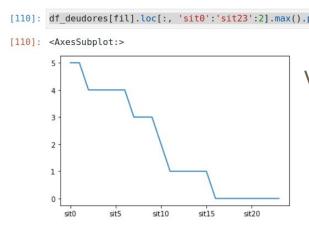


### Ejemplo cuit y comportamiento

```
[106]: # df_query.columns.str.startswith('monto').boxplot()
    df_query.loc[:,df_query.columns.str.startswith('monto')].boxplot()
    plt.xticks(rotation=90) ;
    plt.ylabel('Monto adeudado en todos los bancos');
```



Valor máximo, mínimo y media de la deuda.



Valor máximo sit









### Problemas para leer la base de datos entera

Tiempo de lectura con chunks:

# 41 segundos para leer 500000 filas --> 31 minutos el total

Base de datos total

Base de datos personas

- $\rightarrow$  Edad?
- → Genero?
- → Cantidad total cuentas?

Limitaciones en montos?

Scoring comportamiento



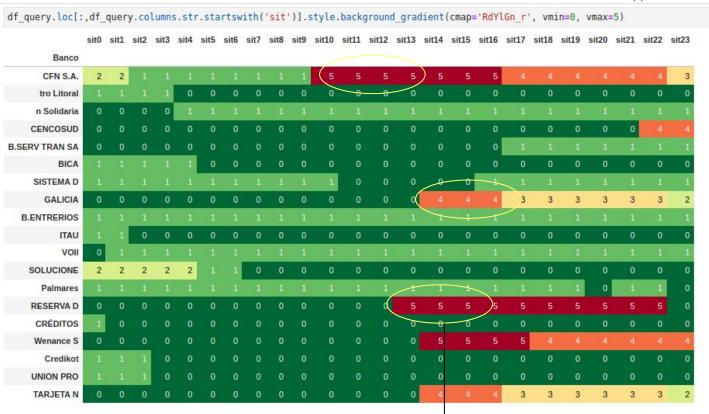








Dr. Cristian Giuppone - Astrónomo (OAC). Data Scientist (B. Galicia)



Nos interesa el comportamiento del último año? (más en Argentina)

Nos interesan todas sus sit..? O solamente la máxima?

3 mil pesos!!!

STANGED STEE TENENTHE WITH & MACH









Dr. Cristian Giuppone - Astrónomo (OAC). Data Scientist (B. Galicia)

[51]: df\_query.loc[:,df\_query.columns.str.startswith('monto')].style.background\_gradient(cmap='RdYlGn\_r', vmin=10, vmax=150) df\_query.loc[:,df\_query.columns.str.startswith('monto')].style.background\_gradient(cmap='RdYlGn\_r')

| [51]: |                   | monto0 | monto1 | monto2 | monto3 | monto4 | monto5 | monto6 | monto7 | monto8 | monto9 | monto10 | monto11 | monto12 | monto13 | monto14  | monto15 | monto16 | monto17 | monto18 | monto19 |
|-------|-------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|----------|---------|---------|---------|---------|---------|
|       | Banco             |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         |         |
|       | CFN S.A.          | 38     |        |        | 34     | 35     | 33     | 34     | 38     | 36     | 36     | 22      | 22      | 22      | 29      | 22       | 22      | 22      | 22      | 22      | 22      |
|       | tro Litoral       | 223    | 226    | 228    | 230    | 0      |        |        |        | 0      | 0      |         | 0       | 0       | 0       | 0        | 0       | 0       | 0       | 0       | C       |
|       | n Solidaria       | 0      |        |        |        |        |        |        |        | 127    | 175    |         | 133     | 165     | 97      |          | 104     | 107     | 128     | 135     | 142     |
|       | CENCOSUD          | 0      |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         | C       |
|       | B.SERV TRAN<br>SA | 0      |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         | 8       |
|       | BICA              | 4      | 5      |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         | ¢       |
|       | SISTEMA D         | 119    | 125    | 14     | 21     | 25     | 14     | 25     | 11     | 14     | 15     |         |         |         |         | 0        | 0       | 5       |         | 17      | 22      |
|       | GALICIA           | 0      |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         | $\leq_4$ | 4       | 4       |         |         |         |
|       | B.ENTRERIOS       | 300    | 285    | 291    | 474    | 294    | 387    | 453    | 459    | 472    | 467    | 500     | 495     | 482     | 497     | 503      | 495     | 510     | 499     | 497     | 525     |
|       | ITAU              | 40     | 40     | 0      | 0      | 0      | 0      |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         | 0       |         |         | C       |
|       | VOII              | 0      | 269    | 246    | 207    | 198    | 47     | 48     | 48     |        |        | 49      |         |         | 50      | 50       |         |         | 17      | 19      | 21      |
|       | SOLUCIONE         | 7      | 14     | 21     | 24     | 27     |        | 20     |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         | C       |
|       | Palmares          | 4      |        |        | 12     | 12     | 14     | 21     | 35     | 35     | 35     | 35      | 35      | 35      | 35      | 35       | 35      | 39      | 39      | 43      | 43      |
|       | RESERVA D         | 0      |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         | 3       | 3        | 3       | 3       |         |         |         |
|       | CRÉDITOS          | 15     |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         | 0        | 0       |         |         | 0       | C       |
|       | Wenance S         | 0      | 0      |        |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         | 68       |         | 68      |         |         | 68      |
|       | Credikot          | 43     | 44     | 44     |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         | C       |
|       | UNION PRO         | 51     | 50     | 47     |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         | Ç       |
|       | TARJETA N         | 0      | 0      | 0      |        |        |        |        |        |        |        |         |         |         |         |          |         |         |         |         | -       |

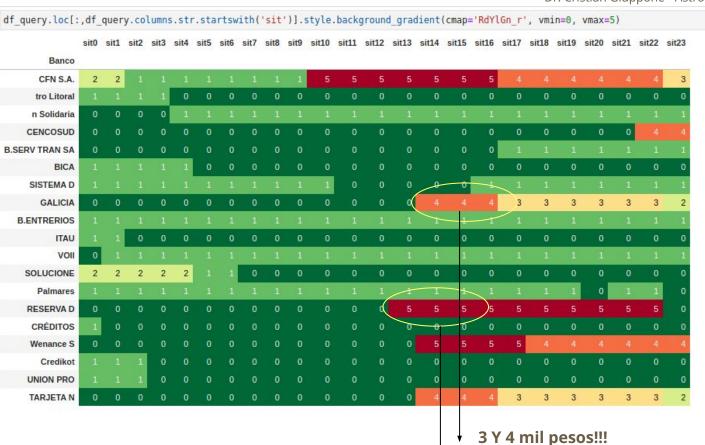








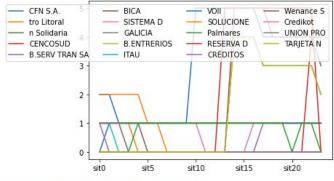
Dr. Cristian Giuppone - Astrónomo (OAC). Data Scientist (B. Galicia)



Nos interesa el comportamiento del último año? (más en Argentina)

Nos interesan todas sus sit..? O solamente la máxima?

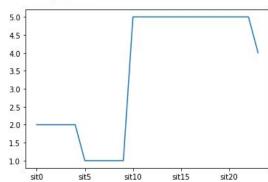
```
[44]: <Figure size 1152x432 with 0 Axes>
```



<Figure size 1152x432 with 0 Axes>

[47]: df\_query.loc[:,df\_query.columns.str.startswith('sit')].max().plot()





FAMAF
Facultad de Matemática,
Astronomía, Física y
Computación







Dr. Cristian Giuppone - Astrónomo (OAC). Data Scientist (B. Galicia)

Máxima situación



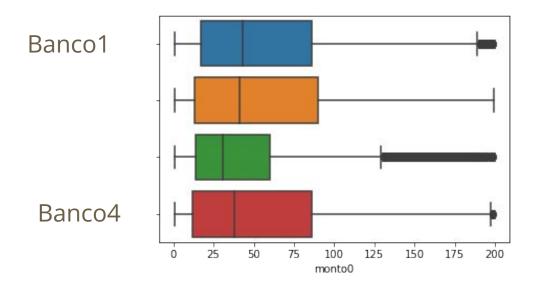






### Análisis deudores BCRA

Qué estimador podemos usar para predecir el scoring? Podemos seleccionar scoring en base a 2 o 3 entidades?











### Análisis deudores BCRA. Definir!

Qué estimador podemos usar para predecir el scoring?

Cómo estimar comportamiento según deuda y según bancos?

Imposible trabajar con 24 meses...alternativa trabajar con 12?

Limpiar datos con sit==0?

Tomar el máximo de sit? Tomar maximo de sit\*monto?

Debemos tener cuidado en los análisis de % de deuda pg hay muchísimos datos con monto==0 y alteran la estadística.

Chunksize no funciona con dtypes y eso lo vuelve inmanejable cuando lo lee.



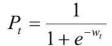


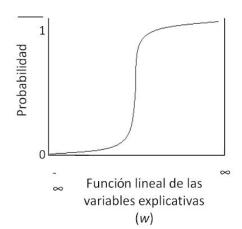






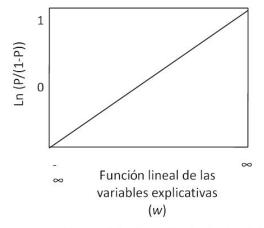
# Score Nosis → Default año siguiente





El modelo se puede linealizar de la siguiente forma:

$$Ln\left(\frac{P_{t}}{1-P_{t}}\right) = \beta_{0} + \beta_{1}X_{1t} + \beta_{2}X_{2t} + \dots$$



(3)

La variable dependiente **Pt** es el logaritmo de la relacion entre la posibilidad que el individuo incumpla (default=1) y la probabilidad que sea buen pagador (Default =0)

La variable dependiente, Default, toma los valores 0 y 1. Pt es la probabilidad de que tome el valor 1, por lo tanto la regresión que debe estimarse es:

$$Ln\left(\frac{Default_{t}}{1-Default_{t}}\right) = \beta_{0} + \beta_{1}X_{1t} + \beta_{2}X_{2t} + \dots$$











# Score Nosis → Default año siguiente

Se analizó la poblacion bancarizada según inscripcion en Afip (monotributista, empleadores, autonomos, jubilados, no inscriptos)

Modelo Versión 4

Porcentaje de deudores que incumplieron sus compromisos en el año siguiente

|                     | DD T            |                 | -       | -       | - 1                            | -                               |                     | -                 |                      |                           | 40                          |                                  |        | 4.0 |
|---------------------|-----------------|-----------------|---------|---------|--------------------------------|---------------------------------|---------------------|-------------------|----------------------|---------------------------|-----------------------------|----------------------------------|--------|-----|
| 1                   | PD Teórica      |                 | 2       | 3       | 4                              | 5                               | 6                   | 7                 | 8                    | 9                         | 10                          | 11                               | 12     | 13  |
| Rangos al<br>Inicio | % PD<br>Est Mín | % PD Est<br>Máx | Total   | % Total | Bad al<br>año<br>worst<br>ever | Good al<br>año<br>worst<br>ever | % Bad<br>x<br>Rango | % Good<br>x Rango | % Bad /<br>Total Bad | % Good<br>/ Total<br>Good | % Bad /<br>Total Bad<br>Ac. | % Good<br>/ Total<br>Good<br>Ac. | Odds   | KS  |
| 900-999             | 0.00%           | 0.34%           | 3,689   | 0.92%   | 13                             | 3,676                           | 0.35%               | 99.65%            | 0.01%                | 1.23%                     | 0.01%                       | 1.23%                            | 282.77 | 1   |
| 800-900             | 0.34%           | 0.61%           | 10,614  | 2.65%   | 43                             | 10,571                          | 0.41%               | 99.59%            | 0.04%                | 3.54%                     | 0.06%                       | 4.77%                            | 245.84 | 5   |
| 700-800             | 0.61%           | 1.08%           | 27,594  | 6.90%   | 215                            | 27,379                          | 0.78%               | 99.22%            | 0.21%                | 9.17%                     | 0.27%                       | 13.94%                           | 127.34 | 14  |
| 600-700             | 1.08%           | 1.93%           | 48,776  | 12.19%  | 647                            | 48,129                          | 1.33%               | 98.67%            | 0.64%                | 16.12%                    | 0.90%                       | 30.06%                           | 74.39  | 29  |
| 500-600             | 1.93%           | 3.43%           | 65,965  | 16.49%  | 1,725                          | 64,240                          | 2.62%               | 97.38%            | 1.70%                | 21.52%                    | 2.61%                       | 51.58%                           | 37.24  | 49  |
| 400-500             | 3.43%           | 6.01%           | 66,811  | 16.70%  | 3,161                          | 63,650                          | 4.73%               | 95.27%            | 3.12%                | 21.32%                    | 5.72%                       | 72.90%                           | 20.14  | 67  |
| 300-400             | 6.01%           | 10.32%          | 46,018  | 11.50%  | 3,759                          | 42,259                          | 8.17%               | 91.83%            | 3.71%                | 14.15%                    | 9.43%                       | 87.05%                           | 11.24  | 78  |
| 200-300             | 10.32%          | 17.16%          | 24,691  | 6.17%   | 3,355                          | 21,336                          | 13.59%              | 86.41%            | 3.31%                | 7.15%                     | 12.73%                      | 94.20%                           | 6.36   | 81  |
| 100-200             | 17.16%          | 27.16%          | 11,583  | 2.90%   | 2,437                          | 9,146                           | 21.04%              | 78.96%            | 2.40%                | 3.06%                     | 15.14%                      | 97.26%                           | 3.75   | 82  |
| 1-100               | 27.16%          | 100.00%         | 94,259  | 23.56%  | 86,086                         | 8,173                           | 91.33%              | 8.67%             | 84.86%               | 2.74%                     | 100.00%                     | 100.00%                          | 0.09   | 0   |
| Total               | 3               |                 | 400,000 | 100.00% | 101,441                        | 298,559                         | 25.36%              | 74.64%            | 100.00%              | 100.00%                   |                             |                                  |        | \ / |



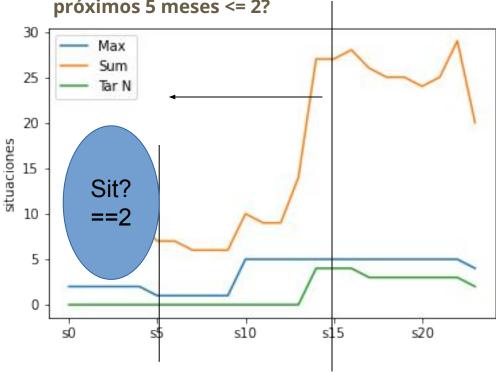






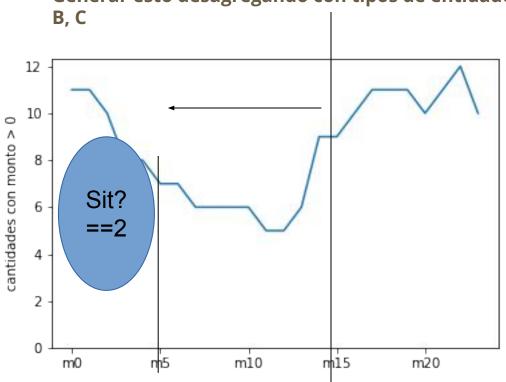
# Score ventanas? → Default meses siguientes?

Tomar ventana 10 meses y predecir que en los próximos 5 meses <= 2?



# Score ventanas? → Default meses siguientes?

Generar esto desagregando con tipos de entidades A,



## Score ventanas? → Default meses siguientes?

