# **TP1 - Simulación**

PICCO, MARTÍN ALEJANDRO - 99289 RIPARI, SEBASTIAN DANIEL - 96453 NOCETTI, TOMAS AGUSTIN - 100853 DANERI, ALEJANDRO NICOLAS -97839

## Punto 1 - Paper Idea Aplicada

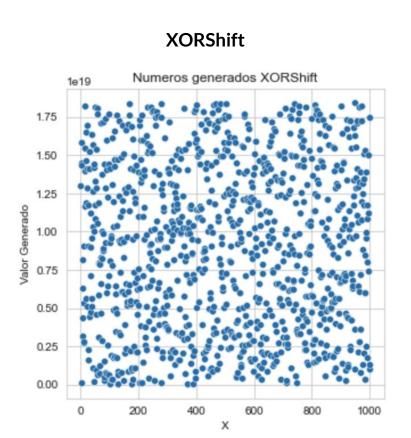
- Generar números pseudoaleatorios con operaciones de Shift Xor.
- Gran velocidad de operatoria.
- Posibilidad de generalizar a palabras de 98, 128, ...

```
unsigned long long xor64(){
static unsigned long long x=88172645463325252LL;
x^=(x<<13); x^=(x>>7); return (x^=(x<<17));
```

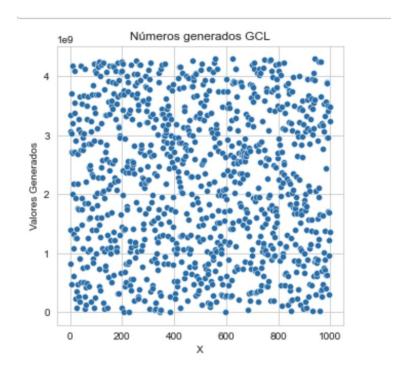
## Implementación XOR Shift

```
class XORShiftGenerator:
  PFRTOD = 2**64
  def __init__(self,external_seed):
    self.seed = external seed % self.PERIOD
  #funcion para generar un numero pseudo-aleatorio
  def random(self):
    seed_tuple = (23, 13, 58)
    self.seed = (self.seed ^ (self.seed << seed_tuple[0])) % self.PERIOD</pre>
    self.seed = (self.seed ^ (self.seed >> seed_tuple[1])) % self.PERIOD
    self.seed = (self.seed ^ (self.seed << seed_tuple[2])) % self.PERIOD</pre>
    return self.seed
  #funcion para generar un numero pseudo-aleatorio entre 0 y 1
  def uniform_random(self):
    return self.random() / self.PERIOD
  def generate_sample(self, n):
    sample = []
    for i in range(n):
        sample.append(self.random())
    return sample
  def generate_uniform_sample(self, n):
    sample = []
    for i in range(n):
        sample.append(self.uniform_random())
    return sample
```

## Resultados en Gráficos | Scatter

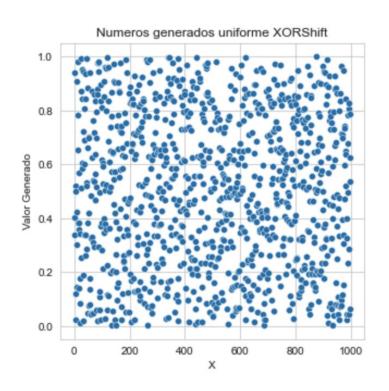


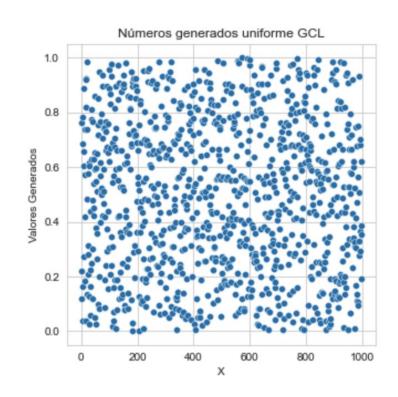




# Scatter | Caso [0,1]

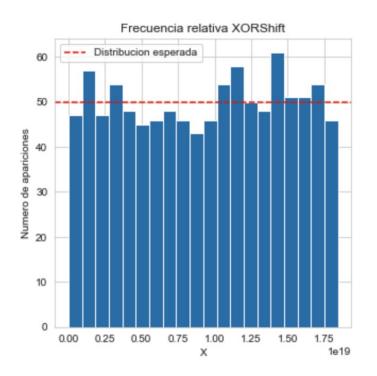




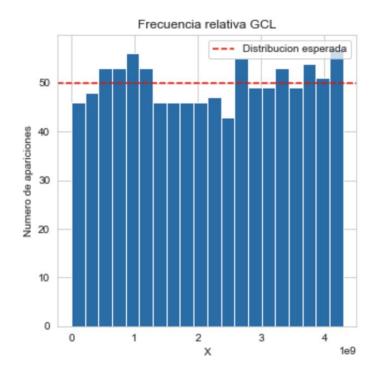


# Histograma

#### **XORShift**

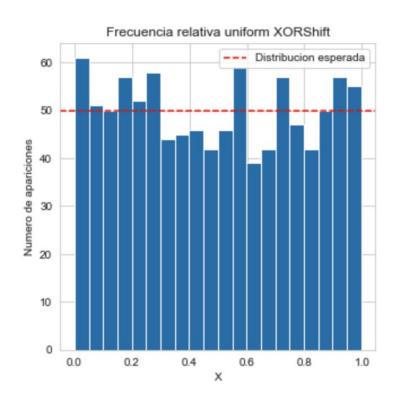


#### **GCL**

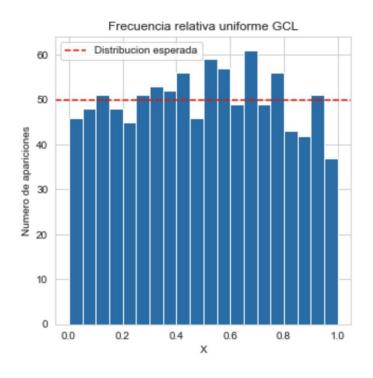


# Histograma | Caso [0,1]





#### **GCL**



## Punto 2 - Test Kolmogorov contra uniforme (0.05)

### **Xor Shift**

Muestra 10000 - Acepta Ho

- Estadístico: 0.0084

- P Valor: 0.4751

Muestra 1000 - Acepta Ho

- Estadistico: 0.0279

- P Valor: 0.4087

### **GCL**

Muestra 10000 - Acepta Ho

- Estadístico: 0.0083

- P Valor: 0.4993

Muestra 1000 - Acepta Ho

- Estadístico: 0.0296

- P Valor: 0.3367

## Punto 2 - Test Independencia - Bernoulli 0.05

Objetivo: probar independencia entre 6 tiradas sucesivas

#### **Xor Shift**

#### <u>GCL</u>

### Acepta Ho

Limite superior: 9.49

Estadistico: 3.21

Tabla de frecuencias:

	Sale	0	Sale	1
0		3		3
1		3		3
2		3		3
3		5		1
4		2		4

#### Acepta Ho

Limite superior: 9.49

Estadistico: 1.87

Tabla de frecuencias:

	Sale 0	Sale	1
0	2		4
1	3		3
2	4		2
3	4		2
4	3		3

El test acepta la hipotesis nula

El test acepta la hipotesis nula

### **Test Chi2**

```
In [86]: generator = XORShiftGenerator(int(time.time()))

n = 10000
k = 10
p = 1/k

sample = generator.generate_uniform_sample(n)

str(sample[0:5]) + '...'
```

```
Out[86]: '[0.06325734080860392, 0.9421685011010822, 0.7224391500943322, 0.5837709911457596, 0.7846551093616525]...'
```

Se requiere discretizar!

### Test Chi2

#### Discretisacion de la muestra

```
In [87]: def in range(value, start, end):
            return value > start and value <= end
         # asigna un valor (a.k.a value) a un bind
                                                                       Frecuencias Actuales
         # k es la cantidad de binds
         def mapper(value, k):
                                                              In [91]: frecuencies
            width = 1.0 / k
                                                               Out[91]: [1040, 985, 1002, 990, 1007, 1000, 986, 939, 1017, 1034]
            for i in range(k):
                 start = i * width
                                                                       Frecuencias Esperadas
                end = (i + 1) * width
                if in range(value, start, end): return i
                                                              In [92]: f e = int(n * p)
            raise Exception("number generated is invalid")
                                                                       Out[92]: [1000, 1000, 1000, 1000, 1000, 1000, 1000, 1000, 1000, 1000]
         def frecuency sum(values):
            elements count = collections.Counter(values)
            count = []
            for key, value in elements count.items():
               count.insert(key, value)
            return count
In [88]: mapped values = list(map(lambda value: mapper(value, k), sample))
         "{}...".format(str(mapped values[0:5]))
Out[88]: '[0, 9, 7, 5, 7]...'
In [89]: frecuencies = frecuency sum(mapped values)
         frequencies
Out[89]: [1040, 985, 1002, 990, 1007, 1000, 986, 939, 1017, 1034]
```

#### Calculemos la dispercion:

$$D^{2} = \sum_{i=1}^{K} \frac{(N_{i} - np_{i})^{2}}{np_{i}}$$

```
def dispersion(n, p, frecuencies):
    k = len(frecuencies)
    sum = 0
    dispersiones = []
    for i in range(k):
        dispersion i = (frecuencies[i] - n * p) ** 2 / (n * p)
        dispersiones.append(dispersion_i)
        sum = sum + dispersion i
    print("dispersiones: {}".format(dispersiones))
    return sum
```

## Chi2 | Resultados

Cota superior=16.9189

```
def test_chi2(frecuencies, k):
    upper_limit = chi2.ppf(0.95, df=k-1)
    d2 = dispersion(n, 1/k, frecuencies)
    return d2 < upper_limit</pre>
```

### Xor Shift

Muestra 10000 - Acepta Ho

- Estadístico: 5.388

Muestra 1000 - Acepta Ho

- Estadístico: 10.36

### <u>GCL</u>

Muestra 10000 - Acepta Ho

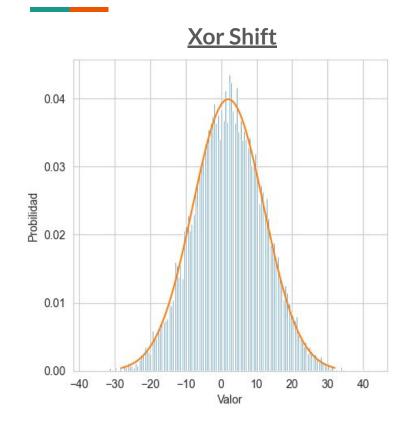
- Estadístico: 6.016

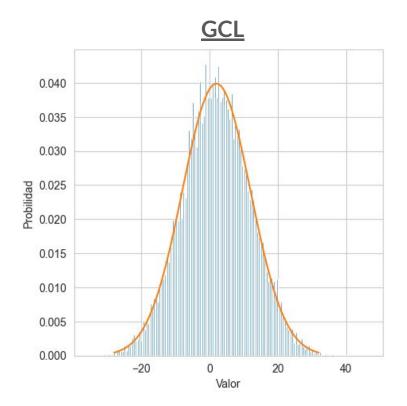
Muestra 1000 - Acepta Ho

- Estadístico: 8.719

### **Punto 3 - Generar Normal**

- Método Utilizado: Aceptación/Rechazo con Exponencial
- Pasos:
  - 1) Generar una muestra de N exponenciales a partir de un valor aleatorio mediante el método de transformada inversa.
  - 2) Calcular para cada valor "t" la probabilidad de aceptar realizando el cociente fx(t) / c\*fy(t); con fx una p.d.f normal standard, y fy una p.d.f un exp(1)
  - 3) Generar un valor aleatorio "r1" y compararlo contra la probabilidad calculada. Si r1 < P(aceptar), aceptamos el valor; si no, lo rechazamos
  - 4) Generar un nuevo valor random "r2". Si r2 < 0.5, tomamos t como negativo, lo que nos permite ubicarlo del lado izquierdo de la campana
  - 5) Finalmente, calcular el valor para la N(2, 10) desplazando por la media y escalando por el desvío (v = sigma \* x + mu)
- Eficiencia con XorShift: ~38%
- Eficiencia con GCL: ~37.8%





### Punto 3 - Tests Estadísticos

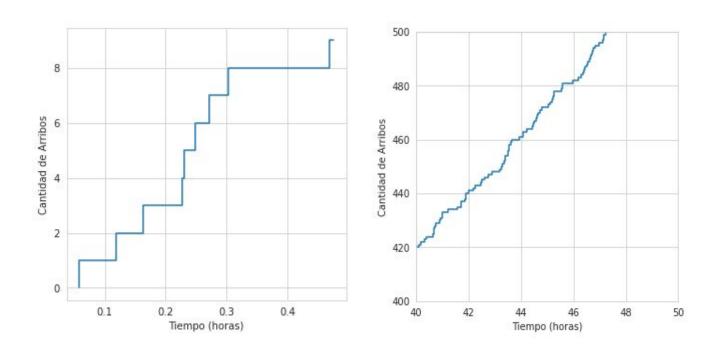
Para ambos tests nuestra H0 es que los valores generados siguen una distribución N(2, 10). Mientras que H1 será que no sigue tal distribución. Los tests nos permiten determinar si la evidencia es suficiente para rechazar H0 y decir que no se distribuye de tal manera.

Para ambos tests asumimos un nivel de significación  $\alpha$ =0.05, que compararemos frente al p-valor del test.

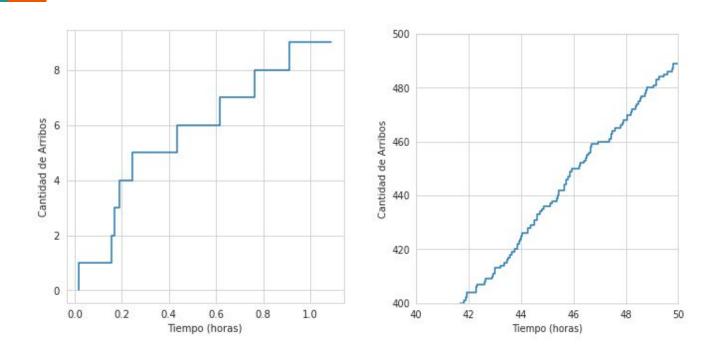
- Kolmogorov-Smirnov:  $p-V=0.623 \Rightarrow No$  se puede rechazar H0
- Shapiro-Wilk:  $p-V=0.137 \Rightarrow No se puede rechazar H0$

Encontramos que ninguno de ambos rechaza H0, por lo que se puede seguir sosteniendo que los valores generados respetan una distribución N(2, 10)

# Simulación de llegada de vehículos | XORShift



# Simulación de llegada de vehículos | GCL



### Probabilidad de que el primer vehículo arribe antes de los 10'

$$P(X_1 < 0.16) = 1 - P(X_1 > 0.16)$$

$$P(N_{(0,0.16]} = 0) = \frac{e^{-\lambda 0.16} (\lambda 0.16)^0}{0!}$$

Método	Resultado
XORShift	0.814
GCL	0.787
Teórico	0.7944938584160515

### Probabilidad de que el undécimo vehículo arribe después de los 60'

$$P(X_{11} > 1)$$

$$P(N_{(0,1]} \le 10) = \sum_{i=0}^{10} P(N_{(0,1]} = i)$$

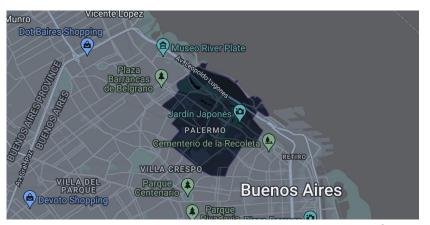
Método	Resultado
XORShift	0.598
GCL	0.611
Teórico	0.4718605839507912

### Probabilidad de que arriben al menos 750 vehículos antes de las 72 hs

$$P(N_{(0,72]} \le 750) = \sum_{i=0}^{750} P(N_{(0,72]} = i)$$

Método	Resultado
XORShift	0.082
GCL	0.079
Teórico	~ 0

## **Barrios CABA | GeoJSON**





Generar puntos dentro de un barrio determinado





### Obtención de Coordenadas

```
"type": "FeatureCollection",
"name": "barrios",
"crs": {
    "type": "name",
    "properties": {
        "name": "urn:ogc:def:crs:OGC:1.3:CRS84"
"features": [
        "type": "Feature",
        "properties": {
            "BARRIO": "CHACARITA",
            "COMUNA": 15.0,
            "PERIMETRO": 7724.8529545700003,
            "AREA": 3115707.1062699999,
            "OBJETO": "BARRIO"
        "geometry": {
            "type": "MultiPolygon",
            "coordinates": [
                            -58.452820049279104,
                            -34.59598865706387
                            -58.45365519313701,
                            -34.596555716304088
```

```
def get_polygon_barrio_by_name(name):
    barrios = data["features"]
    for barrio in barrios:
        if barrio["properties"]["BARRIO"] == name:
            coordinates = barrio["geometry"]["coordinates"][0][0]
            print("coordinates: {} ...".format(coordinates[0:5]))
            return Polygon(coordinates)
    raise Exception("barrio not found")
```

get\_polygon\_barrio\_by\_name("PATERNAL")



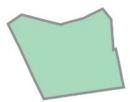
get\_polygon\_barrio\_by\_name("BOEDO")



get\_polygon\_barrio\_by\_name("CABALLITO")

get\_polygon\_barrio\_by\_name("VILLA LURO")





shapely.geometry.Polygon

### Generación de Puntos

```
def random_points_in_bounds(polygon, number, generator):
    points = []
    attempts = 0
    minx, miny, maxx, maxy = polygon.bounds
    while len(points) < number:</pre>
        x = minx + ((maxx - minx) * generator.uniform_random())
        y = miny + ((maxy - miny) * generator.uniform_random())
        point = Point(x, y)
        attempts = attempts + 1
        if polygon.contains(point):
            points.append(point)
    # rendimiento
    polygon_area = polygon.area
    polygon_bounday_area = (maxx - minx) * (maxy - miny)
    rendimiento_teorico = polygon_area / polygon_boundary_area
    rendimiento_real = number / attempts
    prints(...)
    return points
```

points = random\_points\_in\_bounds(polygon, 20, generator)
points\_gcl = random\_points\_in\_bounds(polygon, 20, generator\_gcl)

Resultados		
	Rendimiento teórico	Attempts
Boedo	75.8%	28
Caballito	66.98%	35
Palermo	59.03%	37
Paternal	54.28%	37 👃
Villa Luro	41.0%	50



### Visualizaciones

