



**.UBAeconómicas | posgrado**

**ENAP** Escuela de Negocios y Administración Pública

Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado

---

Carrera de Especialización en Métodos Cuantitativos para la Gestión y  
Análisis de Datos en Organizaciones

---

Trabajo Final Integrador de Especialización

---

**Segmentación social y el accionar de las organizaciones gubernamentales en  
la salud pública.**

Análisis de la ineficiencia distributiva de los recursos gubernamentales con  
respecto a la penalización de las drogas.

Palabras clave

segmentación social, penalización de drogas, distribución de recursos gubernamentales, análisis  
discriminante, análisis de datos.

Autor: Lic. Orestes José Olivera Marrero

Mentora: Dra. Silvia Vietri

2021

## Resumen

El presente trabajo tiene por objetivo abordar la problemática por la cual atraviesan las organizaciones gubernamentales en relación a la distribución de los recursos y el consumo de drogas. La penalización de las drogas y el accionar que las diferentes organizaciones gubernamentales llevan adelante representa una problemática global que influye de manera directa en la vida de los individuos que conforman una sociedad. El contexto social e histórico actual presenta la oportunidad de abordar el problema y modificar no sólo la distribución de los ingresos públicos sino también cambiar la percepción sobre los adictos a determinadas drogas. El estado actual de las herramientas de análisis de datos permiten interpretar el problema desde una visión renovada e innovadora.

[Resumen](#)

[Introducción](#)

[1. Consumo de drogas y criminalización.](#)

[1.1 Normalización en el consumo de drogas y la criminalización de los adictos.](#)

[1.2 Modelado de estrategias para el control del consumo de opiáceos de acuerdo a la cadena de Markov.](#)

[1.3 Simulación de recuperación de pacientes que abandonaron el tratamiento.](#)

[2. Segmentación social derivada de la penalización.](#)

[2.1 Segmentación Social derivada de arrestos.](#)

[2.2 Segmentación social en la Ciudad de Buenos Aires.](#)

[2.3 Determinación de factores subyacentes económicos.](#)

[3. Efectos económicos y despenalización.](#)

[3.1 Efectos económicos en la desregularización del uso de cannabis.](#)

[3.2 Machine learning y el futuro de la industria del cannabis.](#)

[3.3 Hub de datos](#)

[Conclusiones](#)

[Referencias bibliográficas](#)

[Reporte del mentor](#)

## Introducción

La guerra contra las drogas llevada adelante por Estados Unidos desde 1971 no solamente no ha reducido el consumo de drogas ilegales, sino que ha permitido que organizaciones criminales de distinto tipo florecieran en todos los continentes. El enfoque de persecución y encarcelamiento al consumidor enfatiza el aspecto legalista y opresivo del estado, dejando de lado la posibilidad de un abordaje científico-médico que permita comprender mejor el fenómeno. El objetivo de este trabajo es entender los factores subyacentes que conllevan estas políticas mediante la utilización de herramientas de análisis de datos; de esta forma se buscará determinar los verdaderos alcances del plan y su eficiencia e impacto en las organizaciones gubernamentales y privadas.

En 1971 el presidente de los Estados Unidos, Richard Nixon, declara a las drogas como el enemigo número uno de la nación, dando inicio así a la guerra contra las drogas; un proceso que comenzaría con la creación de agencias federales y locales cuyo principal fin sería el encarcelamiento de consumidores y productores de drogas ilegales. Este proceso continuaría con la expansión militar norteamericana en Sudamérica, Asia y África, y contaría con el amplio consenso mundial en adoptar políticas judiciales similares.

Desde 1971 el consumo y producción de drogas ilegales no ha disminuido, por el contrario, se ha intensificado la producción de nuevos tipos de drogas sintéticas, que representan un riesgo para la salud pública y el ambiente.

Para comenzar a entender la problemática, y así posteriormente poder ahondar sobre su impacto económico en las organizaciones, estableceré la década de los 1980 como punto temporal de inicio. Es a comienzos de esta década cuando la heroína se convierte en un verdadero problema gubernamental y social de las principales ciudades europeas, en particular las del Reino Unido, que padecían las consecuencias del estancamiento económico y el cierre de fábricas (Pearson, 1987). De esta forma, gran parte de los jóvenes vieron cómo sus hogares caían en un proceso de exclusión económica que parecía no tener solución. Ciudades que habían sido centros portuarios o fabriles eran ahora cultivo de consumo de heroína. Bajo estas condiciones sociales, la decisión de los gobiernos de Estados Unidos y el Reino Unido, gobernados en ese momento por el presidente Ronald Reagan y la primera ministra Margaret Thatcher, fue declarar la guerra contra los consumidores de drogas (Buchanan & Young, 1998a).

Por todo esto, la evidencia demuestra que las organizaciones gubernamentales que han aplicado estas políticas de forma estricta no han sido capaces de distribuir los recursos de forma

eficiente, afectando así a la correcta distribución de sus presupuestos. En consecuencia se produce un desequilibrio que además de ser económico es social y afecta a la correcta aplicación de políticas equitativas dentro del conjunto de organizaciones que conforman el estado. Este mal uso de los recursos impositivos, y su efecto negativo derivado en la población, afecta de manera indirecta a las organizaciones privadas que forman parte de la economía y abastecen al estado.

Para comprender mejor el trasfondo histórico del proceso en sí mismo debemos primero entender que un punto determinante en la política de prohibición de drogas, y con ello la percepción pública al respecto, fue la aparición del virus del HIV hacia finales de los 80'. La explosión del uso de la heroína, y el consecuente uso de jeringas, traería consigo la necesidad de mejorar las políticas de concientización sobre el uso de las mismas. De esta manera, las organizaciones de salud de países como Estados Unidos, Inglaterra, España e Italia, entre otros, se vieron en la obligación de concientizar a los consumidores sobre el uso compartido de jeringas, no solamente esto, algunas campañas incluyeron la entrega gratuita de jeringas y preservativos (MacGregor, 1998). La propagación del virus del HIV se volvió una amenaza más peligrosa que el uso de drogas (ACMD, 1988). Se observa así un fenómeno social contradictorio y complejo, que presenta dos aristas principales: la necesidad de las organizaciones de salud sobre el uso de jeringas, contener a esas personas y ayudarlas, contra la posición política de perseguir y condenar a estos mismos usuarios, en paralelo con la creciente experimentación de las llamadas drogas recreacionales. Como ya indiqué más arriba, el uso de heroína vio su apogeo en una relación directa con la caída de la economía y la consecuente depresión económica-social, derivada del enfoque neo-liberal solventado y potenciado por la caída de la Unión Soviética. En contraposición a esto, el uso recreacional se relaciona estrictamente a la experimentación y a la idea de rebelión contra el sistema. Un reconocido estudio de David Matza (1957), establece que los jóvenes que deciden quebrantar la ley utilizan un sistema de neutralización de la autoridad, mediante el cual rechazan los valores sociales establecidos y los reemplazan con sus propios valores. En consecuencia, existen dos formas de consumo muy marcadas: el consumo patológico de cierta drogas (heroína, opiáceos, drogas sintéticas), este tipo más relacionada con factores económico-sociales, y el consumo recreacional normalizado de otros tipos de drogas (cannabis, anfetaminas, etc.) más relacionada con aspectos contraculturales. No es objeto de este estudio determinar en profundidad los motivos que subyacen al consumo, pero es válido aclarar que el fenómeno de consumo de

drogas es una forma de expresión social ante el avance de las políticas de exclusión económica y la imposibilidad de los estados de funcionar para la sociedad en su conjunto.

En la década de 1990 las políticas de salud llevadas adelante en los 80' desaparecen, volviendo a enfocar la problemática mediante la judicialización de los usuarios. La persecución ahora implicaría también al ambiente laboral. El testeo de drogas mediante orina es introducido en la sociedad. El enfoque del periodo 1990-2002 sería de persecución principalmente al consumo de marihuana. Para este periodo, en Estados Unidos, el total de arrestos aumentó en un 41%, mientras que los arrestos por marihuana aumentaron un 113%, siendo que los arrestos no relacionados a marihuana solo crecieron un 10% (King, R.S., Mauer, M., 2006). Para el año 2002 el 45% de los arrestos se debían a posesión de marihuana y en mucho menor medida al tráfico de la misma. No existe evidencia que demuestre que este aumento en el número de arrestos se deba a una disminución el consumo de otros tipos de drogas, sino lo contrario, el consumo general de drogas ilícitas entre 1990 a 2002 se mantuvo constante y en aumento (Center for Behavioral Health Statistics and Quality, 2013). Este enfoque reforzado fue confirmado por las mismas autoridades norteamericanas: El ex comisionado de policía de la ciudad de Nueva York, Howard Safir, comentó, en defensa de esta estrategia, "[nuestro] plan es atacar en todos los niveles. No solo perseguiremos a los principales traficantes; vamos a perseguir también a los pequeños usuarios día a día" (Ward J, 1997, p.28).

La década de 2010-2020 presentaría el advenimiento de la corriente legalizadora de la marihuana. Canadá, en 2018, sería el primer país del G-20 en legalizar su uso y comercialización. En Estados Unidos, once estados han legalizado su uso recreativo. Sin embargo, la posesión, la compra y la venta siguen siendo ilegales a nivel federal. El mercado se estima en 22 mil millones de dólares -fue de 4,6 en el 2014- (Afp, 2016, p.35). Y como oportunamente ha indicado Brian D. Earp (2021) "El caso estándar para la prohibición de las drogas es que protege a las personas del uso de ciertas drogas, que se cree que son dañinas e intrínsecamente adictivas. Sin embargo, la "guerra contra las drogas" se basa en un malentendido de la ciencia de la adicción (por ejemplo, descarta los factores contextuales que contribuyen al uso de drogas nocivas; ver más en general Hart 2020; Pickard 2020), y socava el bienestar de las personas que consumen drogas (Barnett 2009; Room y Reuter 2012; Csete et al. 2016), especialmente las minorías raciales y étnicas de bajos ingresos (Clifford 1992; Provine 2007)." (p. 6).

# 1. Consumo de drogas y criminalización.

## 1.1 Normalización en el consumo de drogas y la criminalización de los adictos.

Entender el fenómeno de consumo de drogas y penalización de las mismas requiere, como punto de partida, determinar cuáles son los factores subyacentes dentro del conjunto de consumidores. El papel que cumplen las organizaciones gubernamentales en este punto es determinante, ya que mediante el conjunto de normas jurídicas que conforman el estado se da estructura al accionar judicial sobre la población, así como se establecen los alcances de las organizaciones gubernamentales que tienen por objetivo cuidar de la salud pública.

The Normalization of Recreational Drug Use amongst Young People in North-West England (Fiona Measham, Russell Newcombe, Howard Parker, 1994) fue uno de los primeros trabajos que logró determinar cómo el consumo de ciertas drogas se relaciona con determinados estratos sociales, raciales y culturales. Parker (2005) retomaría el concepto bajo el término “barómetro”, explicando que la normalización no debe verse bajo la óptica moral del bien y el mal, sino como un cambio en la percepción que funciona como una unidad de medida en la aceptación social del uso de drogas. De la misma manera, Judith Aldridge (1998) agregaría que el término normalización está ligado explícitamente al uso de ciertas drogas, a saber: cannabis, anfetaminas, LSD, nitritos (poppers) y éxtasis. Esta normalización del consumo de drogas se produjo hacia 1990 con el acercamiento de la llamada generación post-heroina (Measham et al, 1993). Lo interesante de este fenómeno no fue solamente el aumento del consumo sino también su diversidad de acuerdo a factores sociales, lo cual lleva a acuñar el término de *normalización* en el consumo (Measham et al, 1994). Por otro lado, un factor determinante indicado por Howard Parker (1988) es primero la normalización progresiva de los jóvenes al consumo de drogas de forma recreativa y el peligro de la criminalización en menores de veinticinco años consumidores de cannabis, éxtasis y metanfetaminas; así como la estigmatización y la exclusión social que sufren los adictos a la heroína que se ven atrapados en un sistema judicial implacable. A este respecto, y mediante el uso del lenguaje Python, se expondrán las cantidades de fallecimientos derivadas del abuso de sustancias ilegales y alcohol. Los datos fueron obtenidos de la página del Instituto de Métricas para la Salud y Evaluación de la Universidad de Washington (Global Burden of Disease Study, 2019).

Cantidad de fallecimientos Argentina 1990-2019

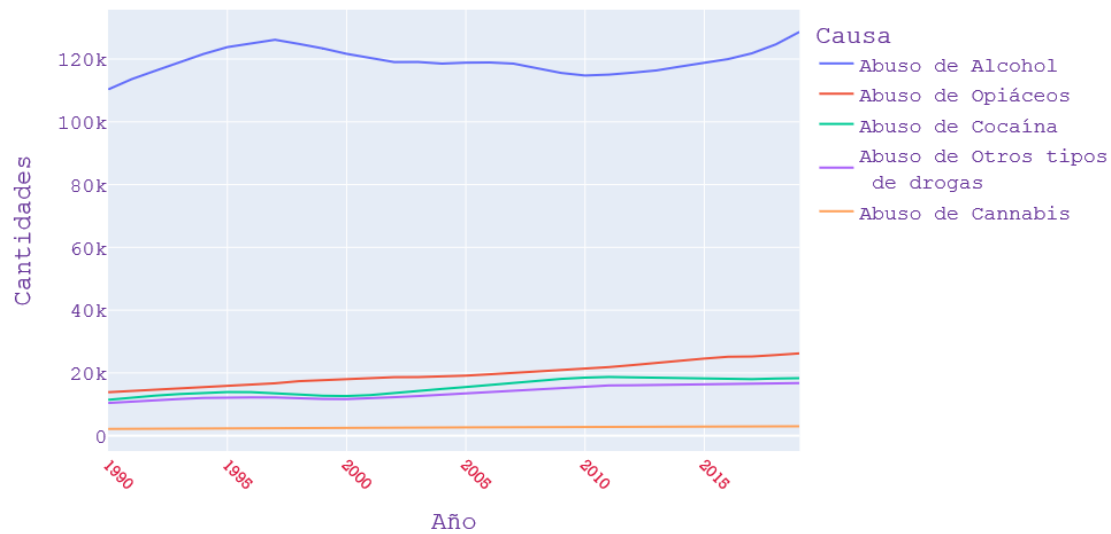


Figura 1. Cantidad de fallecimientos Argentina 1990-2019; motivos relacionadas al abuso de sustancias. Datos disponibles en: <http://ghdx.healthdata.org/gbd-results-tool>

A simple vista se puede observar que en Argentina, las muertes derivadas de drogas como cannabis son nulas, así como el alcohol se encuentra muy por encima de las demás drogas; es importante mencionar que el consumo de opiáceos se encuentra segundo en cantidad de muertes. A este respecto se debe resaltar que el consumo de ciertas drogas puede aumentar de forma exponencial en poco tiempo; a tal fin se determinará el mismo gráfico para Estados Unidos.



Cantidad de fallecimientos en Estados Unidos 1990-2019

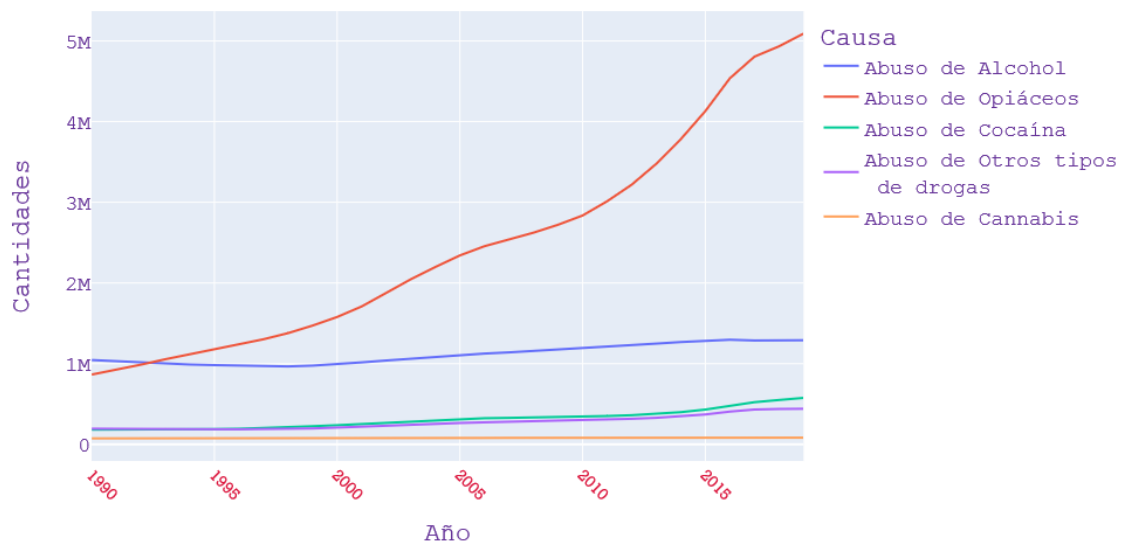


Figura 2. Cantidad de fallecimientos en Estados Unidos 1990-2019; motivos relacionadas al abuso de sustancias. Datos disponibles en: <http://ghdx.healthdata.org/gbd-results-tool>

En color rojo se puede observar cómo las muertes por consumo de opiáceos ha aumentado en forma constante e ininterrumpida desde 1990 a la fecha. Y si bien todos los otros tipos de drogas también han aumentado, con excepción de la marihuana que presentan cero muertes, los opiáceos superan inclusive las muertes por consumo de alcohol.

Una de las primeras consecuencias que pueden observarse, derivada de la penalización del grupo de drogas arriba estudiado, es la falta de discrecionalidad en el tratamiento de los subgrupos de consumidores. Un adicto a los opiáceos no debería estar integrado al mismo conjunto que los consumidores de cocaína o cannabis; sin embargo, el actual sistema jurídico no realiza distinción alguna entre estos subconjuntos. Esta premisa presenta como resultado económico una ineficiente distribución de los recursos con los que cuenta el estado para con las organizaciones gubernamentales.

## 1.2 Modelado de estrategias para el control del consumo de opiáceos de acuerdo a la cadena de Markov.

Como he indicado en el apartado 1.1, el consumo de drogas tiene dos vertientes principales, el tipo recreacional y el abuso de drogas, este último especialmente problemático para la salud pública de las naciones. Este tipo de consumo se relaciona directamente con el consumo de opiáceos y puede dividirse en dos: (a) abuso de medicamentos recetados, metanfetamina, tranquilizantes y estimulantes (denominados colectivamente opioides) y (b) sustancia opiáceos,

es decir el producto no farmacológico derivado de la planta de adormidera. Dos medicamentos recetados ampliamente utilizados y que a menudo culminan siendo de abuso son la hidrocodona y la oxicodona (Substance Abuse and Mental Health Services Administration, 2012); la forma más común, y riesgosa, es la inoculación intravenosa de heroína.

A la fecha el consumo de este tipo de drogas es ilegal y, como se indicó más arriba, su criminalización representa un riesgo. Para comprender mejor los distintos estadios que un adicto a los opiáceos puede sufrir utilizaré los datos obtenidos de la investigación *Betting on Change: Modeling Transitional Probabilities to Guide Therapy Development for Opioid Dependence* (Kenneth M. Carpenter et al., 2006) realizado por el Instituto de Psiquiatría del Estado de New York y la Universidad de Columbia. En ella se estudió a un grupo de 64 adictos a opiáceos quienes fueron divididos en dos grupos, cada uno de ellos con un tratamiento diferente; el primer tratamiento conocido como BNT (behavioral naltrexone therapy) consistía en utilizar distintos elementos, tales como entrevistas motivacionales con la persona, terapia preventiva de recaídas<sup>1</sup>, terapia de redes<sup>2</sup>, manejo de la contingencia<sup>3</sup> mediante la entrega de vouchers dinerarios y la administración controlada de naltrexona<sup>4</sup> que permitiera reducir el riesgo de recaída del paciente (Rothenberg et al., 2002). Los participantes asistían a dos sesiones de terapia por semana que consistían en una sesión de asesoramiento individual y una sesión que incluía a la persona de apoyo del participante. La persona de apoyo era un miembro de la familia o un no pariente que el participante nominaba además, para cumplir el rol de monitor de medicación durante su tratamiento.

El segundo tratamiento conocido como CE (compliance enhancement) funcionaba como grupo de control y estaba destinado a modelar la atención médica a estándares que consistían básicamente en un relación de apoyo con énfasis en el cumplimiento de la medicación (se les administraba las mismas cantidades de naltrexona que al grupo BNT ). Los pacientes debían asistir a dos visitas semanales durante el tratamiento de 26 semanas programadas, una sesión para reunirse con el médico y la otra para reunirse con el personal de enfermería para el seguimiento clínico. Estas sesiones incluían discusiones sobre el cumplimiento en la

---

<sup>1</sup> La terapia preventiva de recaídas, conocida como Relapse Prevention (RP), es un tipo de tratamiento cognitivo que tiene por fin identificar aquellas situaciones en las cuales el individuo se siente vulnerable a recaer en el consumo de drogas. De esta forma se desarrollan técnicas para evitar caer en estas situaciones o aprender a controlarlas.

<sup>2</sup> La terapia de redes, conocida como network therapy, implica reuniones terapéuticas que involucran a familiares o allegados a la persona y que resultan para él de apoyo en el tratamiento.

<sup>3</sup> El manejo de la contingencia, conocido como Contingency management (CM) es un tipo de terapia cognitiva en la cual el individuo es premiado por conductas positivas para con el tratamiento.

<sup>4</sup> La naltrexona es un tipo de droga que bloquea los efectos de los opioides, incluyendo aliviar el dolor o la sensación de bienestar que puede llevar al abuso de los mismos. Su objetivo es también controlar los síntomas del síndrome de abstinencia.

administración de naltrexona, así como apoyo a resolución de problemas y fomento del programa de 12 pasos<sup>5</sup>.

Para ambos grupos la naltrexona se entregaba en comprimidos de 50-mg que incluían riboflavina<sup>6</sup>.

Los resultados de la investigación se dividieron en cuatro grupos (o estadios), a saber:

Abandono: el paciente deja la naltrexona y recae en el uso de opiáceos o no se presenta al tratamiento por un periodo de dos semanas.

#### Uso de opiáceos y cumplimiento de la naltrexona

Si el paciente utiliza opiáceos pero continúa el uso de naltrexona ingresa en este subgrupo que se dividirá en dos de acuerdo a la cantidad y tipo de droga detectada en orina.

- Uso bloqueado: todas las muestras de orina son positivas de riboflavina y al menos una muestra es positiva de opiáceos para una semana determinada.
- Uso desbloqueado: al menos una de las muestras de orina es positiva de opiáceos y es negativa de riboflavina para una semana determinada.
- Sin uso: el paciente no consume opiáceos.

Los resultados de la investigación fueron procesados de forma de obtener la probabilidad de pasar de un estado a otro, cumpliendo con la siguiente premisa sobre procesos markovianos:

Son procesos en los que se cumple que:

$$P(X_{n+1} \in A_{n+1} / X_n \in A_n, \dots, X_0 \in A) = P(X_{n+1} \in A_{n+1} / X_n \in A_n)$$

Es decir que la probabilidad de que el sistema se encuentre en un estado cualquiera en  $n+1$  puede calcularse si se conoce cuál ha sido el estado inmediatamente anterior, con independencia de cuáles hayan sido los estados anteriores. Se los conoce como procesos con memoria de primer orden, ya que la probabilidad del evento en el próximo paso depende sólo del estado del sistema en el momento actual, pero no de cómo evolucionó para llegar a él (Taha Hamdy A., 2012).

A continuación utilizaré los resultados para modelar un proceso de Markov mediante el uso del software R. Primero evaluaré los resultados del grupo BNT y luego CE, para ambos casos utilizaré un gráfico que exprese los resultados y luego analizaré el posible impacto de los

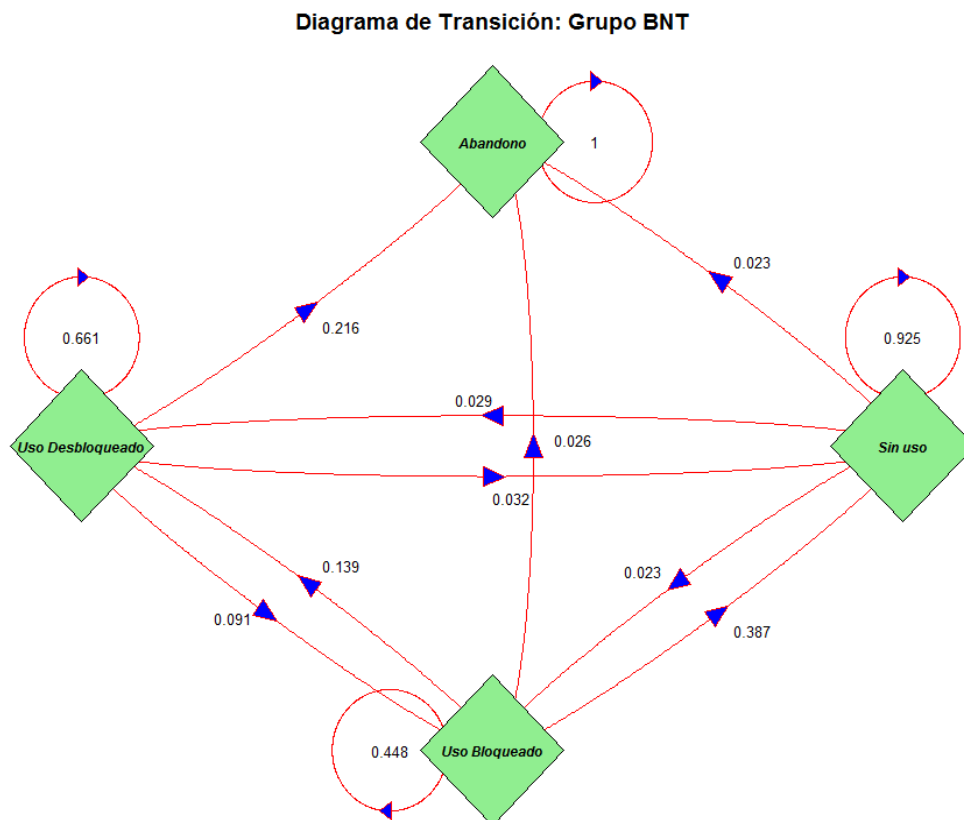
---

<sup>5</sup> El programa de doce pasos (en inglés: Twelve-step program) es un programa inicialmente creado y aplicado en Estados Unidos, en el año 1935, por William Wilson y Robert Smith, al principio orientado a tratar el alcoholismo, y más tarde, constatada su eficacia, extendido y adaptado prácticamente a todos los tipos de dependencia.

<sup>6</sup> La riboflavina es básicamente vitamina B-12, su administración en este tratamiento tenía por fin simplemente detectar si el paciente ingería la naltrexona o no.

mismos. Es importante resaltar que al tratarse de un estudio clínico, el estado absorbente siempre será Abandona, ya que tras 26 semanas el estudio termina y con ello todos culminan el tratamiento.

## Grupo BNT



**Figura 3. Diagrama de Transición: Grupo BNT; gráfico de estados y probabilidades.**

En la Figura 3 se observa el diagrama de transición del grupo BNT, que permitirá determinar los períodos para cada estado. A continuación se presentan los resultados en tablas.

| Tabla 1.                                                                                      |         |               |                  |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|---------|---------------|------------------|
| Cantidad de periodos que cada paciente permanecerá en cada uno de los estados no absorbentes. |         |               |                  |
| Estados                                                                                       | Sin uso | Uso Bloqueado | Uso Desbloqueado |
| Sin uso                                                                                       | 20,69   | 1,24          | 2,28             |
| Uso Bloqueado                                                                                 | 16,09   | 2,91          | 2,57             |
| Uso Desbloqueado                                                                              | 6,27    | 0,90          | 3,85             |

| Tabla 2.                                                              |               |                  |
|-----------------------------------------------------------------------|---------------|------------------|
| Periodos hasta alcanzar el estado de absorción (abandona tratamiento) |               |                  |
| Sin uso                                                               | Uso Bloqueado | Uso Desbloqueado |
| 24,21                                                                 | 21,56         | 11,02            |

En la Figura 4 se presenta el diagrama de transición para el Grupo CE.

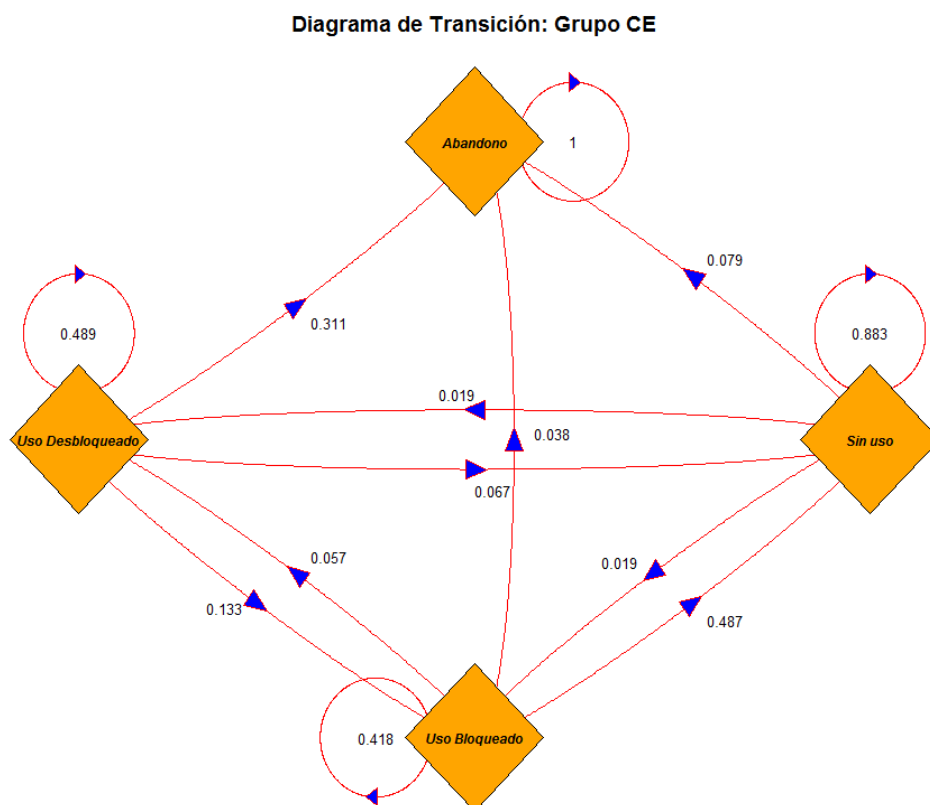


Figura 4. Diagrama de Transición: Grupo CE; gráfico de estados y probabilidades.

En la Tabla 3 se presentan los resultados para el grupo CE en tablas.

Tabla 3.

Cantidad de periodos que cada paciente permanecerá en cada uno de los estados no absorbentes Grupo CE.

| Estados          | Sin uso | Uso Bloqueado | Uso Desbloqueado |
|------------------|---------|---------------|------------------|
| Sin uso          | 10,68   | 0,45          | 0,45             |
| Uso Bloqueado    | 9,31    | 2,16          | 0,59             |
| Uso Desbloqueado | 3,82    | 0,62          | 2,17             |

Tabla 4.

Periodos hasta alcanzar el estado de absorción (abandona tratamiento)  
Grupo CE

| Sin uso | Uso Bloqueado | Uso Desbloqueado |
|---------|---------------|------------------|
| 11,58   | 12,05         | 6,61             |

Al interpretar estos datos se observa que la terapia de acompañamiento cognitiva obtiene mejores resultados que la simple administración de naltrexona. Por ejemplo, para el grupo BNT se necesitan *24 periodos* en la categoría Sin uso para alcanzar el estado de absorción, mientras que para el grupo CE tan sólo *11 periodos*, lo que indica una mayor predisposición a abandonar

el tratamiento. Los pacientes del grupo BNT permanecerán *16 periodos* en la categoría Uso Bloqueado hasta pasar a Sin uso, mientras que el grupo CE permanecerán *9 periodos*. Esto indica que para el tratamiento BNT se necesita menos periodos para que el paciente disminuya la cantidad de opiáceos consumidos, además de significar mayor tiempo en la categoría *Sin uso*: el grupo BNT permanece *20 periodos* de esta forma mientras que el CE tan solo *10*.

### 1.3 Simulación de recuperación de pacientes que abandonaron el tratamiento.

Este apartado tendrá por fin evaluar cómo la distribución de recursos hacia la contención de los adictos, y no la persecución y encarcelación de los mismos, puede significar una disminución en la cantidad de fallecimientos relacionadas al abuso de opiáceos. Esta disminución, utilizando métodos y herramientas obtenidas en la Especialización en Métodos Cuantitativos para la Gestión y Análisis de Datos en Organizaciones, se presenta como una estrategia ante la problemática. Abordando de esta forma una alternativa efectiva ante un problema que afecta a las organizaciones gubernamentales en forma transversal.

El estudio Betting on Change considera que los pacientes que abandonan el tratamiento no tienen retorno al mismo. Este supuesto no difiere de la realidad ya que, como se ha indicado, en la actual situación de ilegalidad, los recursos económicos de las organizaciones gubernamentales están destinados a la persecución de los consumidores. Por lo tanto, poder hacer un seguimiento de los pacientes se vuelve una tarea imposible si no se cuenta con un marco legal apropiado.

Con relación al párrafo anterior, y derivado del mismo, la pregunta que se desprende de esto es ¿cuáles serían los posibles resultados en la recuperación de pacientes adictos a los opiáceos si se destinarán recursos a programas de contención y rehabilitación?.

Los resultados mostrados más arriba indican que la utilización de métodos cognitivos de contención aumentan significativamente la eficiencia del tratamiento. De forma de ampliar el estado del conocimiento, y sobre la base del análisis cualitativo de datos, sería conveniente agregar un índice de reinserción de pacientes al tratamiento.

Si se determina a  $x$  como la probabilidad de que un paciente retorne al tratamiento, se podría evaluar las distintas posibilidades y supuestos de aumentos de recursos que se utilizarían para fomentar el retorno.

Considerando tres posibles estrategias clasificadas como :

Estrategía 1: Re inserción muy poco exitosa (2 de cada 100 pacientes reingresan al tratamiento).

Estrategía 2: Re inserción relativamente exitosa (15 de cada 100 pacientes reingresan).

Estrategía 3: Re inserción media (la mitad de los pacientes reingresan al tratamiento).

Las probabilidades asociadas a cada una de las estrategias son:

Estrategía 1:  $x=0.02$

Estrategía 1:  $x=0.15$

Estrategía 1:  $x=0.5$

Teniendo en cuenta que un paciente no podría pasar del estado de *Abandono* a *No uso*, o a *Uso Bloqueado*, sino que podría únicamente pasar al estado de *Uso Desbloqueado*, puedo estimar que la probabilidad de caer en el mismo estado será dada por  $1 - x$ , mientras que la probabilidad de pasar al estado *Uso Desbloqueado* será dada por  $x$ .

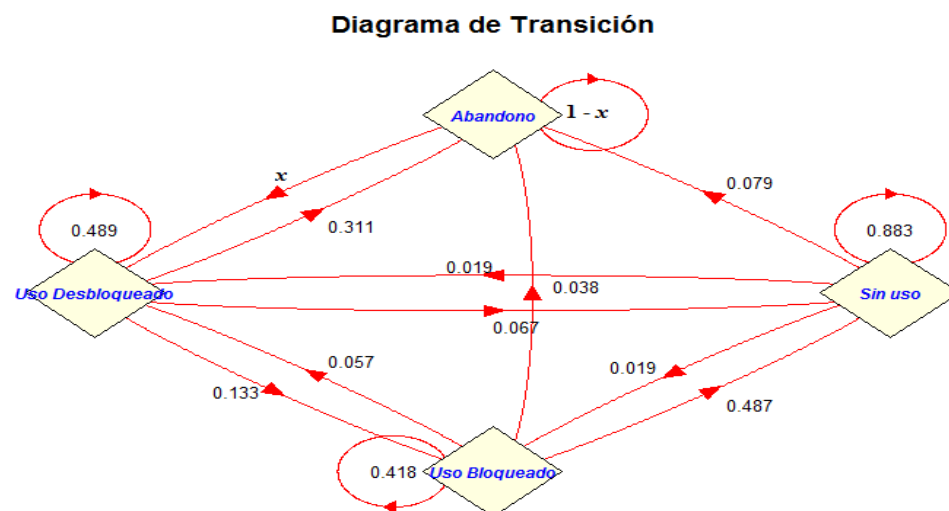
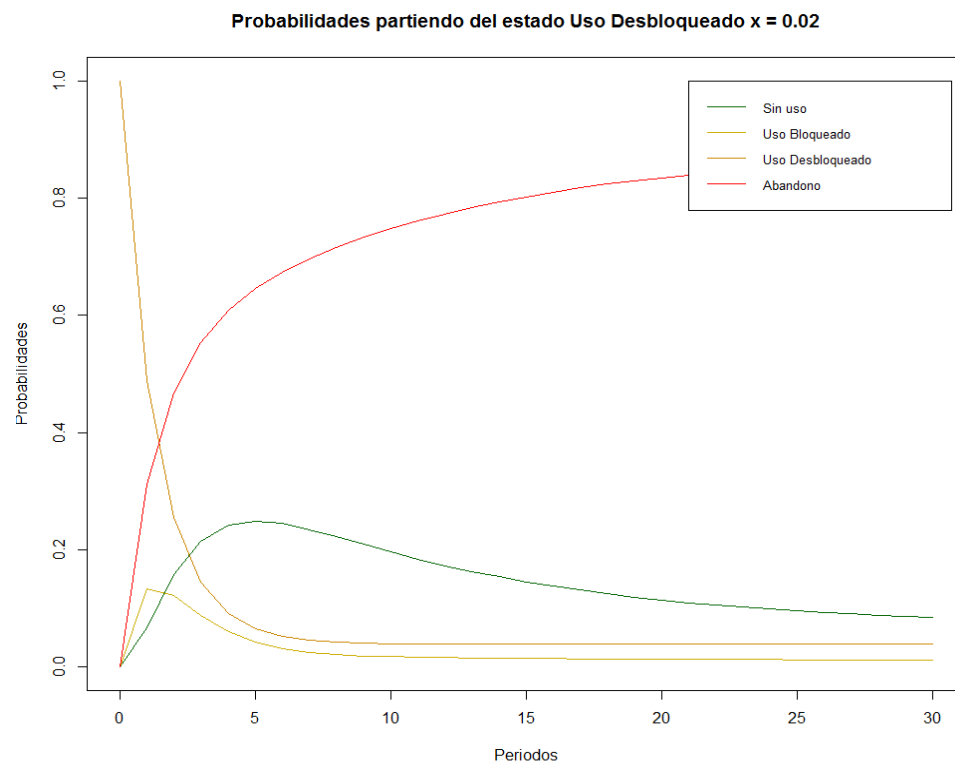


Figura 5. Diagrama de transición; modelo a utilizarse para la simulación, donde la probabilidad de reingresar al tratamiento esta dada por  $x$ .

A continuación presentaré un gráfico para cada estrategia donde se evaluaron para 30 periodos las distintas probabilidades de cada estado. En cada uno de ellos se partirá del estado *Uso Desbloqueado*, debido a que el objetivo del análisis es determinar la probabilidad de cada estado. Se utilizarán las probabilidades del grupo CE, en el cual no se aplica al paciente ningún método de tratamiento cognitivo, sino que utiliza a la naltrexona como principal herramienta; el motivo de esta selección no es arbitrario sino que responde a que el mismo sería de rápida

aplicación y representaría un menor costo asociado. Esto podría verse traducido en una mayor factibilidad en su aplicación.



**Figura 6. Probabilidades partiendo del estado Uso Desbloqueado  $x = 0.02$ ; estrategia 1.**

Como se puede observar, la línea en color rojo **Abandono** es el único estado en el cual al aumentar los periodos aumenta la probabilidad, es decir, es más probable que un adicto, bajo este modelo, abandone el tratamiento.



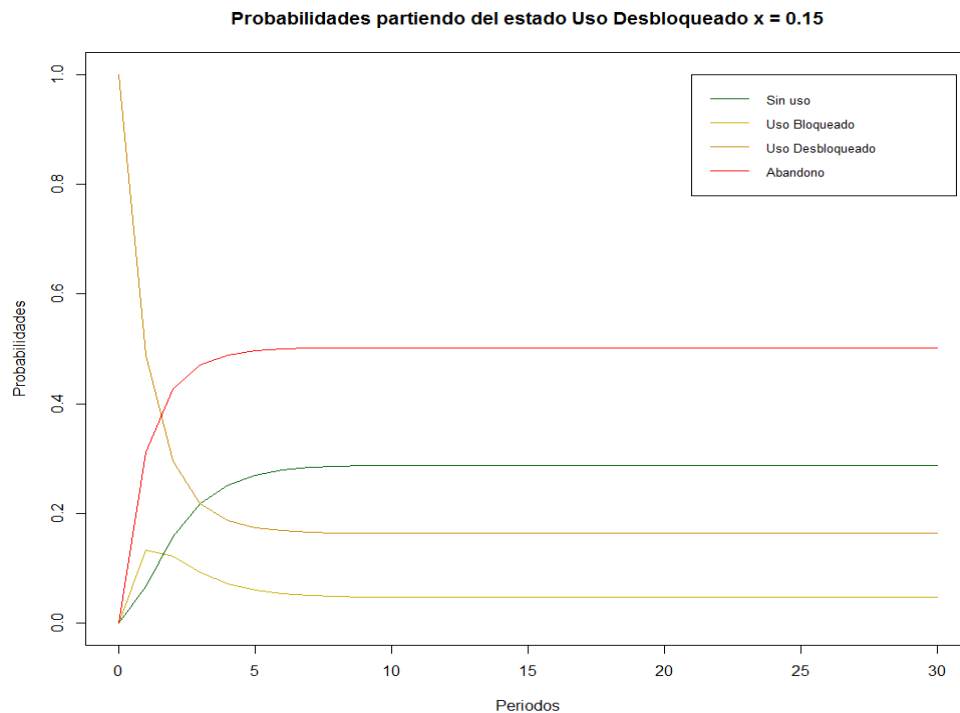


Figura 7. Probabilidades partiendo del estado Uso Desbloqueado  $x = 0.15$ ; estrategia 2.

En la Figura 7 se observa una mejoría en la relación entre los estados; la curva de **Abandono** se mantiene estable luego del periodo 5. A diferencia de la figura 6, y en líneas generales, todos los estados se estabilizan.

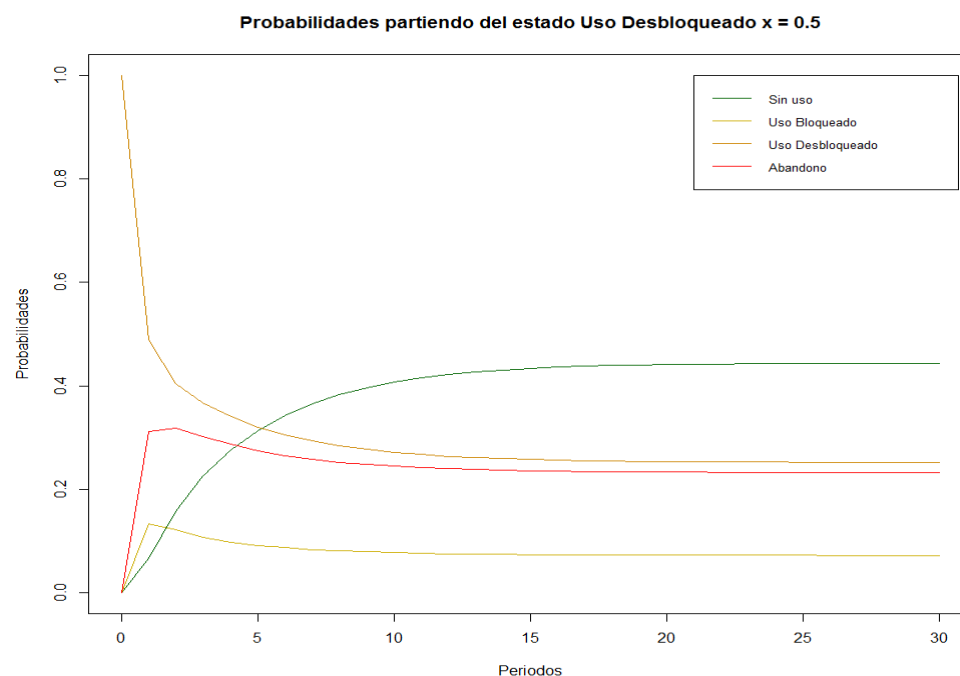


Figura 8. Probabilidades partiendo del estado Uso Desbloqueado  $x = 0.5$ ; estrategia 3.

En la Figura 8 se observa cómo el estado **Sin uso** se presenta por encima de los demás estados, estabilizándose en el periodo 10. Esto implica que para esta estrategia los adictos tienen, por primera vez, mayor probabilidad de recuperarse.

Las estrategias 2 y 3 presentan resultados positivos en relación a la recuperación de los pacientes, en particular la número 3 donde la curva de **Sin uso** supera a las demás.

Mediante el análisis cualitativo de datos, este apartado ha permitido determinar como una redistribución de recursos en pos de un tipo de tratamiento de fácil aplicación puede resultar en una mejor asignación de las organizaciones gubernamentales que velan por la salud pública.

## 2.Segmentación social derivada de la penalización.

### 2.1 Segmentación Social derivada de arrestos.

Es amplia la bibliografía y testimonios sobre la temática que remarca la disparidad racial que genera la penalización de las que hoy son conocidas como drogas ilegales. Tomando en cuenta estos ejemplos abajo detallados intentaré determinar a través de análisis de datos, si existe un factor económico racial subyacente a estas políticas.

En 2016 el ex asesor de Nixon en la casa blanca, John Ehrlichman, declaró: “The Nixon campaign in 1968, and the Nixon White House after that, had two enemies: the antiwar left and black people” --*La campaña de Nixon de 1968, y de la casa blanca posteriormente, tenía dos enemigos: los pacifistas de izquierda y las personas de color*-- (Tom LoBianco, 2016). Bajo esta declaración y premisa ya indicada arriba intentaré determinar si existe un factor económico racial subyacente a estas políticas.

Son varias publicaciones de organismos internacionales que marcan con énfasis el problema actual que atraviesan los gobiernos soberanos en relación a la política punitiva contra los consumidores de drogas ilegales: en su reporte de 2018, la Comisión Global de Políticas de drogas determinó que la guerra contra las drogas ha sido un fracaso y recomendó que el sistema legal de prohibición debe ser regulado y reformulado considerando los derechos de las personas, la salud pública, la seguridad y paz, sin embargo, el Centro para la Prevención y el Control de Enfermedades de los Estados Unidos registra cada año una mayor cantidad de muertes por sobredosis, ninguna de ellas relacionadas con la marihuana o el LSD. Este conjunto de estudios también incluye libros y publicaciones producidas por el Departamento de

Justicia de los Estados Unidos, como ha sido el libro de Dan Baum, *Smoke and Mirrors: The War on Drugs and the Politics of Failure* (1997).

Considerando el actual estado, y como punto de partida de este apartado, analizaré una base de datos proveniente de la página oficial de La Oficina de Justicia de los Estados Unidos (Snyder, Cooper, Alexia D, Mulako-Wangota, 2021). A tal fin, obtendré los datos de arrestos disponibles utilizando el año 2014 que es el último actualizado. Para efectuar el análisis estadístico se utilizará el lenguaje R. Además de los datos relacionados con drogas y los arrestos por delitos relacionados al alcohol, trabajaré con variables que pueden estar relacionadas con las drogas y con el alcohol, a saber: Conducta agresiva y Vagancia.

Tabla 5. Dataframe del set de datos.

|              | Venta-producción | Posesión | Conducir bajo los efectos del alcohol | Leyes de venta o consumo del alcohol | Ebriedad | Conducta agresiva | Vagancia |
|--------------|------------------|----------|---------------------------------------|--------------------------------------|----------|-------------------|----------|
| Blanca       | 166681           | 907747   | 934847                                | 258880                               | 335636   | 274097            | 18530    |
| Negra        | 93713            | 361176   | 144945                                | 45580                                | 65269    | 148251            | 8037     |
| Indio Nativo | 1905             | 11277    | 15701                                 | 11882                                | 8855     | 9953              | 558      |

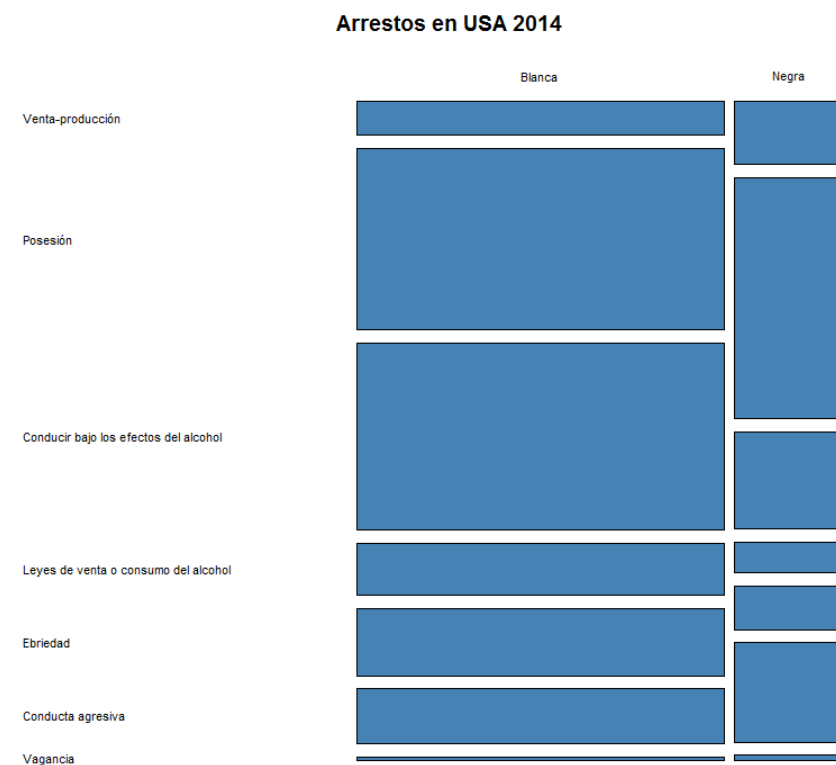


Figura 9. Arrestos en USA 2014

A simple vista se puede observar en la Figura 9 que la raza blanca presenta mayor cantidad de arrestos. En relación a delitos derivados de drogas ilegales se observa preponderancia en todas las categorías, con excepción de la posesión de drogas.

La Figura 10 se obtiene de aplicar la técnica multivariada descriptiva de *Análisis de Correspondencias* desarrollada por Jean-Paul Benzécri.

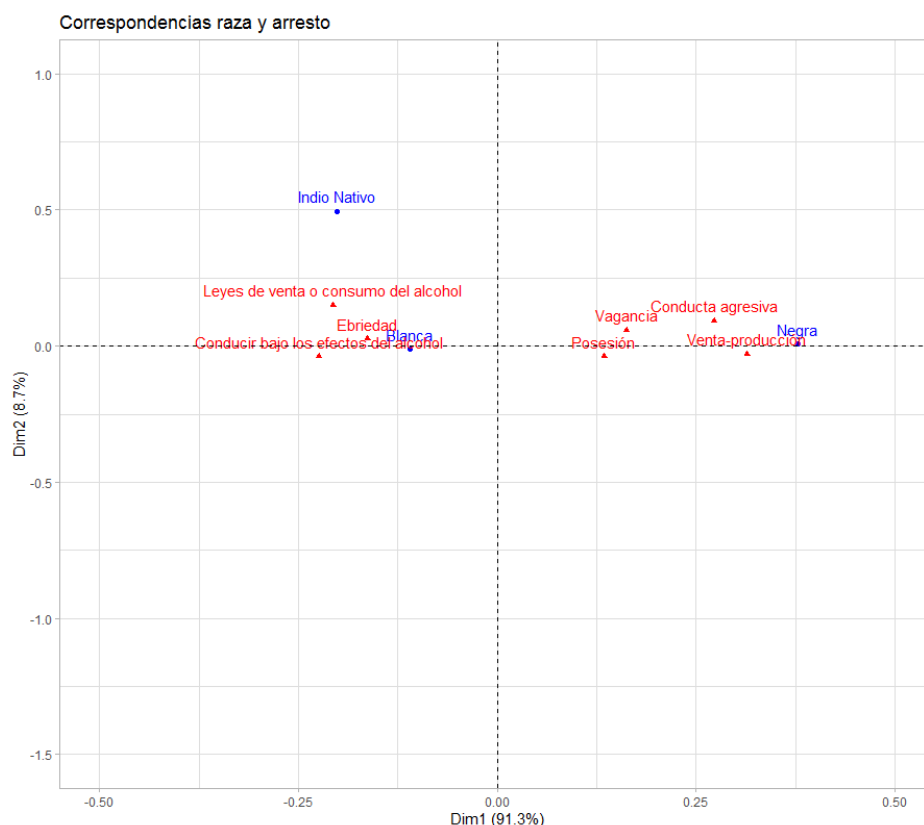


Figura 10. Correspondencias razas y arrestos; gráfico de análisis de correspondencias.

A título informativo, en la tabla 6, donde se observa el Crosstable obtenido:

Tabla 6. Crosstable razas y arrestos.

|                                       | Venta-producción | Posesión    | Conducir bajo los efectos del alcohol | Leyes de venta o consumo del alcohol | Ebriedad    | Conducta agresiva | Vagancia     |
|---------------------------------------|------------------|-------------|---------------------------------------|--------------------------------------|-------------|-------------------|--------------|
| Blanca                                | 166681           | 907747      | 934847                                | 258880                               | 335636      | 274097            | 18530        |
| Negra                                 | 93713            | 361176      | 144945                                | 45580                                | 65269       | 148251            | 8037         |
| Indio Nativo                          | 1905             | 11277       | 15701                                 | 11882                                | 8855        | 9953              | 558          |
| \$prop.row                            |                  |             |                                       |                                      |             |                   |              |
| Blanca                                | 0.05754729       | 0.3134033   | 0.3227597                             | 0.08937936                           | 0.11587968  | 0.0946331         | 0.006397557  |
| Negra                                 | 0.10809243       | 0.4165952   | 0.1671855                             | 0.05257385                           | 0.07528395  | 0.1709988         | 0.009270206  |
| Indio Nativo                          | 0.03168083       | 0.1875405   | 0.2611132                             | 0.19760190                           | 0.14726181  | 0.1655219         | 0.009279739  |
| \$prop.col                            |                  |             |                                       |                                      |             |                   |              |
| Venta-producción                      | 0.635461820      | 0.70906655  | 0.85335735                            | 0.81835482                           | 0.81910387  | 0.63404202        | 0.68313364   |
| Posesión                              | 0.357275476      | 0.28212467  | 0.13231029                            | 0.14408457                           | 0.15928592  | 0.34293467        | 0.29629493   |
| Conducir bajo los efectos del alcohol | 0.007262704      | 0.00880878  | 0.01433236                            | 0.03756061                           | 0.02161021  | 0.02302331        | 0.02057143   |
| \$prop.tbl                            |                  |             |                                       |                                      |             |                   |              |
| Venta-producción                      | 0.043593600      | 0.237411338 | 0.244499048                           | 0.067707244                          | 0.087781939 | 0.071687084       | 0.0048463196 |
| Posesión                              | 0.024509614      | 0.094461648 | 0.037908786                           | 0.011920952                          | 0.017070396 | 0.038773434       | 0.0021019898 |
| Conducir bajo los efectos del alcohol | 0.000498232      | 0.002949376 | 0.004106425                           | 0.003107608                          | 0.002315929 | 0.002603099       | 0.0001459388 |

Como se puede observar existe una correlación entre la raza y el motivo de los arrestos; resulta de vital importancia determinar si estas políticas afectan por igual a otros países, en particular a Argentina. De esta manera será posible establecer y comprobar el alcance global de la guerra contra las drogas; si replicamos el análisis en la Ciudad de Buenos Aires, pese a que los datos no tendrán el mismo tenor ya que, por ejemplo, en Argentina no se realiza distinción de razas, permitirá determinar la existencia de factores subyacentes que a simple vista no son comprobables. Por todo esto, el siguiente apartado tiene por fin desarrollar la posible segmentación derivada de arrestos por consumo o venta de drogas ilícitas.

## 2.2 Segmentación social en la Ciudad de Buenos Aires.

La estructura de datos de la Argentina difiere en cantidad y calidad con la de Estados Unidos. No obstante, es posible realizar una comparación utilizando los datos estadísticos del Ministerio Público de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires en esta oportunidad utilizaré el Duodécimo Informe de Conflictividad (2019).

Los datos se encuentran en tablas en un archivo pdf, para poder ser procesados utilicé el lenguaje Python de forma de generar un dataframe y así poder graficar adecuadamente.

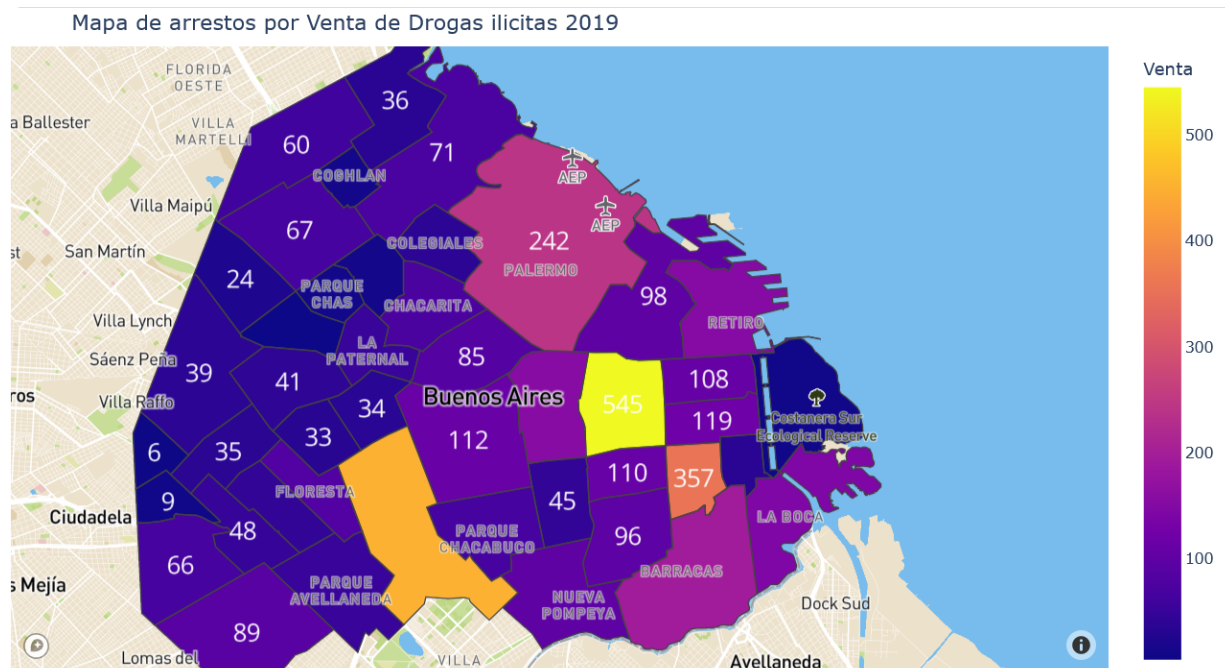


Figura 11. Mapa de arrestos por Venta de Drogas Ilícitas 2019.

En la Figura 11 se observa la cantidad de arrestos por venta de drogas en la Ciudad de Buenos Aires durante el año 2019. El número más alto se produce en el barrio de Balvanera con un total de 545 arrestos.

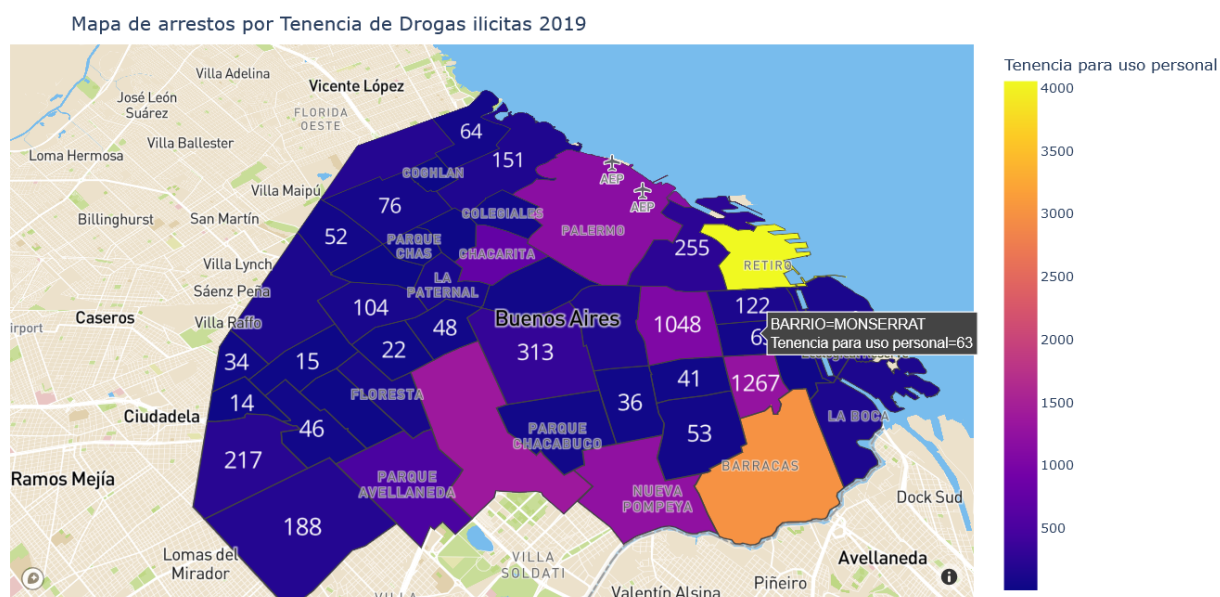


Figura 12. Mapa de arrestos por Tenencia de Drogas Ilícitas 2019.

En la Ciudad de Buenos Aires durante el año 2019 se produjeron 20.816 arrestos por tenencia de drogas ilegales, mientras que la cantidad de arrestos por venta de sustancias ilegales fue de 4.617. En principio este dato indica la mayor propensión a la persecución de los consumidores contra los vendedores, pero más importante aún es determinar los barrios donde se ve mayor influencia de este lineamiento. Como se observa en la figura 11, los barrios que concentran mayores arrestos por venta son Balvanera (545), Flores (450), Constitución (357) y Palermo (242). Ahora bien los barrios con mayores arrestos por tenencia son Retiro (4053), Barracas (2996), Lugano (2031), Flores (1367) y Villa Soldati (1358).

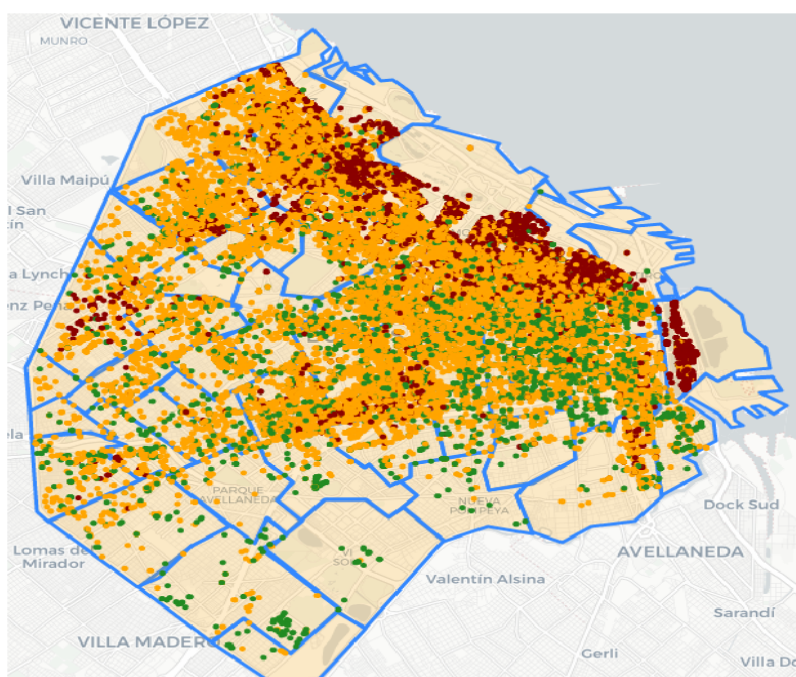
La suma de los tres primeros barrios por venta (1144) se ve triplicada por los arrestos en Retiro debido a tenencia de drogas ilegales.

La pregunta que se presenta a continuación es ¿cuál es el motivo subyacente de esta estratificación geográfica? La respuesta se halla en el análisis de la propia dinámica demográfica argentina (García B. & Rojas O., 2001); es amplia la bibliografía que estudia el comportamiento de los grupos sociales dentro de una ciudad que explica cómo y porqué los habitantes de un conglomerado se agrupan de acuerdo de factores, principalmente, económicos (Lesthaeghe R., 1992). Ahora bien, considerando las herramientas adquiridas en la Especialización, resulta adecuado utilizar estas mismas para alcanzar un estado de conocimiento similar y determinante. Por todo esto, el siguiente apartado tendrá por fin estudiar la composición económica demográfica de la Ciudad de Buenos Aires y su relación con la temática ya ampliada.

## 2.3 Determinación de factores subyacentes económicos.

Determinar el tipo de estratificación derivada de la región geográfica de una ciudad es un tema reconocido en otros campos de investigación. Estudios como Diferencias sociales en los procesos de movilidad residencial intraurbana en el Área Metropolitana de Buenos Aires (Di Virgilio, María Mercedes, 2014) utilizan métodos de encuestas profundas y estudios de tipo cognitivo, en este caso, y derivado del uso de herramientas diferentes, utilizaré los datos provistos en la asignatura Fundamentos de Métodos Analíticos Predictivos para el análisis de precios de propiedades los cuales serán volcados a un mapa de la ciudad.

**Valores propiedades 2021. Ciudad de Buenos Aires.**



**Figura 13. Valores propiedades 2021. Ciudad de Buenos Aires.**

En la figura 13 se puede observar en color verde se observan las propiedades con valores menores a u\$s80.000, en naranja aquellas entre u\$s80.000 y u\$s300.000 y en rojo aquellas mayores a u\$s300.000.

Si comparamos los mapas de este apartado podemos observar como el barrio de Retiro se encuentra próximo a Puerto Madero, el barrio que concentra las propiedades más caras de la ciudad, y en justamente en Retiro donde se producen los mayores arrestos por tenencia. De igual forma el barrio de Balvanera presenta una marcada presencia de valores en verde, es decir, propiedades con menor precio. Si consideramos esta información podemos estimar que los esfuerzos relacionados a la problemática de drogas ilegales se puntualiza en los consumidores o portadores. La ciudad de Buenos Aires agrupa sus barrios en Comunas, verificaré a continuación, mediante análisis de correspondencias, cual es la correspondencia de cada comuna en relación al tipo de arresto de acuerdo a la ley de drogas.

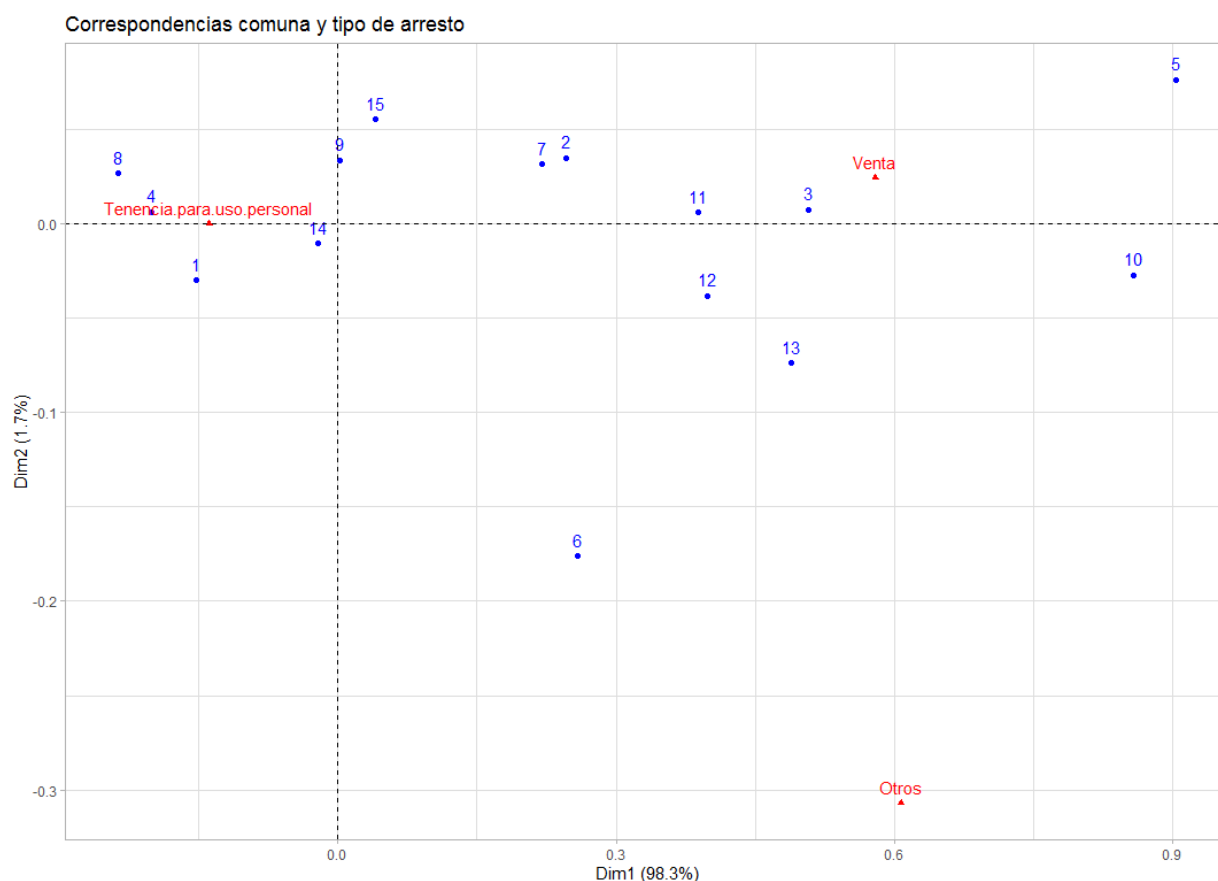


Figura 14. Correspondencia comuna y tipo de arresto.

A partir de la Figura 14 en la que se representa el tipo de arresto y la comuna, se observa la siguiente agrupación:

Tenencia para uso personal:

Comuna 4: Barracas, Nueva Pompeya, La Boca, Parque Patricios

Comuna 1: Retiro, Constitucion, San Nicolas, Puerto Madero, Monserrat, San Telmo

Comuna 14: Palermo

Venta:

Comuna 3: Balvanera, San Cristobal

Es interesante observar como el barrio de Villa Soldati, el cual presenta 1318 arrestos por venta de drogas, no tiene mayor peso que la comuna 3, esto en parte a la relación entre venta y consumo y el gran peso de este último en el total.

De acuerdo a los resultados obtenidos en el análisis de correspondencias, verificaré si existe relación geográfica con los mismos:



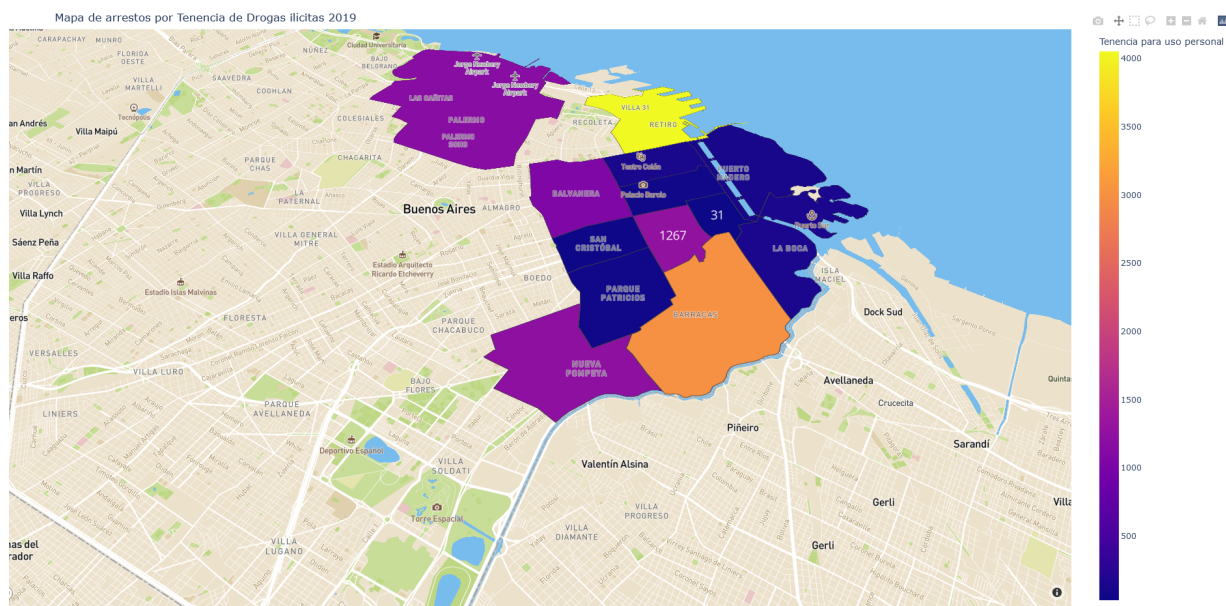


Figura 15. Mapa de arrestos por Tenencia de Drogas Ilícitas 2019

Como se puede observar en la figura 15, la zona sur de la ciudad es la parte geográfica que mayor atención recibe en relación a los arrestos. Nuevamente se observa la marcada presencia de los barrios de Barracas y Retiro, en particular este último.

El objetivo de este apartado ha sido determinar si, al igual que sucede en Estados Unidos (ver apartado 2), existe segmentación social derivada de la ley de penalización de drogas; los resultados han determinado que, voluntaria o involuntariamente, existe segmentación geográfica social derivada de la guerra contra las drogas, junto con una marcada tendencia a la búsqueda de consumidores.

Considerando la información obtenida y procesada, es importante resaltar las recomendaciones de algunos organismos internacionales como la asociación Drug Policy Alliance que estima que la guerra contra las drogas tuvo un costo total desde 1971 a 2015 de 1 trillón de dólares. Por su parte, el Servicio de Investigaciones del Congreso de los Estados Unidos estima que en México, desde 2007 al 2020, más de 150.000 personas fueron asesinados por organizaciones criminales relacionadas al narcotráfico y más de 70.000 se encuentran desaparecidas (June S. Beittel, 2020). Más de 1.6 billones de dólares en armamentos fueron entregados al gobierno mexicano desde 2007 a 2017 a través de la Iniciativa Mérida (C. Seelke & K. Finklea, 2017). En su reporte de 2018, la Comisión Global de Políticas de Drogas determinó que la guerra contra las drogas ha sido un fracaso y recomendó que el sistema legal de prohibición debe ser regulado y reformulado considerando los derechos de las personas, la salud pública, la seguridad y paz. Mientras que el Centro para la Prevención y el Control de Enfermedades de los Estados Unidos registra cada año una mayor cantidad de muertes por sobredosis, ninguna de ellas relacionadas con la marihuana o el LSD .

Consideran que hasta el momento he profundizado en los efectos del estado de ilegalidad de ciertas drogas, y como contraposición a ello, los siguientes apartados se centrarán en determinar los efectos de la legalización de alguna sustancias, en particular el cannabis, que

cuenta con un grupo de países que han tomado este curso de acción, de esta forma se determinará una posible solución al problema actual.

### 3. Efectos económicos y despenalización.

#### 3.1 Efectos económicos en la desregularización del uso de cannabis.

Para comprender la dinámica actual en relación a una de las drogas ilegales de mayor uso, el cannabis, la experiencia de Canadá resulta, hasta el momento, la más innovadora. En 2018, bajo lo que fue conocido como el Acta de Cannabis, el país decidió legalizar la comercialización de plantas de marihuana así como sus derivados a nivel nacional, tanto para fines recreativos como medicinales. Quienes decidan cultivar y vender estos productos deben obtener una licencia otorgada por el Departamento de Salud de Canadá y así poder ofrecerlos en el mercado. Después de la legalización, las ventas anuales estimadas son de alrededor 3 mil millones de dólares (Syed Mahamad Bs. et al., 2021). Y aunque las cifras puedan parecer altas, se estima que el 90% del mercado aún se encuentra captado por vendedores no registrados (Anindya Sen, Rosalie Wyonch, 2018).

Utilizando el caso de Canadá se puede establecer que el gobierno de este país tiene por delante la captación de un mercado de 333 mil millones de dólares, cifra que iguala al producto bruto interno de la Argentina del año 2020, y con ello el usufructo impositivo de un mercado que hasta el 2018 no tributaba de ninguna forma.

Es importante resaltar el papel que cumplen las compañías en este desarrollo. Tilray, empresa de origen canadiense fundada en 2013, se convirtió en 2018 en la primera compañía capaz de exportar cannabis a los Estados Unidos. En 2019 firmó un acuerdo con Novartis para vender, distribuir y comercializar productos de cannabis medicinal a nivel mundial, para el año 2020 sus acciones superaron en valor a Tesla, Facebook, GE y Ford. En su último reporte del año 2021 la empresa declaró ganancias netas por un total de 513 millones de dólares.

La decisión de despenalizar el cannabis ha representado para Canadá el ingreso impositivo de millones de dólares, los cuales hasta el momento permanecían en la órbita del mercado negro. No solamente occidente comienza a ver la posibilidad económica del cannabis; Dirgha Raj Joshi, en su último trabajo de 2020, *Legalize cannabis in Nepal to improve Health and Economy*, esgrime cómo la profundización del estudio de los efectos de la plantas de cannabis sobre algunas enfermedades podría, inclusive, potenciar su poder farmacológico y terapéutico. Por otro lado, como lo indica Tahseen Karche en *The application of hemp (Cannabis sativa L.) for a green economy: a review* : “Originaria de las estepas de Asia Central, Cannabis sativa L. (cáñamo) es una de las plantas domesticadas más antiguas conocidas por los humanos. Desde 5000–4000 A. C., diferentes partes de la planta se utilizaron para hilar, tejer y fabricar papel. La semilla ha servido para la alimentación humana y alimentación animal, con fines medicinales y sanitarios. Informes también sugieren el uso de cáñamo como aditivo orgánico en los históricos yesos de barro de las cuevas de Ellora, India (siglo VI)”.

Uno de los registros más antiguos sobre el uso del cannabis reside en el Compendio de Medicina Herbácea de China, escrito en 2737 A.C por Shen Nung (Li, 1973; Merlin, 2003). En el antiguo Egipto, durante la construcción de pirámides, el cáñamo fue utilizado en un

procedimiento especial para romper piedras (Ruman y Klvanova, 2008; Singh y Sardesai, 2016). La evidencia, y bibliografía, sobre el uso en la antigüedad del cannabis con fines industriales y medicinas es amplia, en particular en algunos países de oriente, donde, debido a factores históricos, su percepción en relación a ella no está ligada a factores psicotrópicos sino culturales y religiosos.

Es conocida la dependencia económica del estado argentino en relación a la exportación de materias primas, en particular soja, así como el potencial del biodiesel derivado del cultivo de esta planta (Lermanó, María José, Sarandón, Santiago Javier, 2010) el cual, debido a diferentes factores, no ha sido explotado en forma sustancial. De igual forma se ha demostrado la capacidad de las hojas de cannabis para la producción de este tipo de combustible orgánico (Garcia-Jaldon, 1998).

Por otro lado, es necesario indicar los avances científicos en el estudio de los efectos medicinales del cannabis para el tratamiento de enfermedades. En el año 1993, un grupo de investigadores de la Universidad de Jerusalem, liderados por Rafael Mechoulam, descubrieron que el cuerpo humano produce un tipo de cannabinoide endógeno: la Anandamida (araquidonoiletanolamida), cuyo nombre deriva del sánscrito "ananda" --beatitud interior o portador de paz y felicidad interna-- (Martin et al., 1993). La cual está relacionada a funciones tisulares y celulares involucrados en procesos fisiológicos de gran importancia como el apetito, la ingesta, la sensación de dolor, funciones cardiovasculares, respiratorias, de ánimo, el control motor, liberación y acción hormonal, sistema inmune (Alessia Ligresti et al., 2016). Este descubrimiento representa la posibilidad de que el sistema endógeno cannabinoide podría actuar como diana terapéutica involucrada en una multitud de enfermedades que actualmente son intratables o muy difíciles de tratar como las migrañas, enfermedades inflamatorias, fibromialgia y epilepsia.

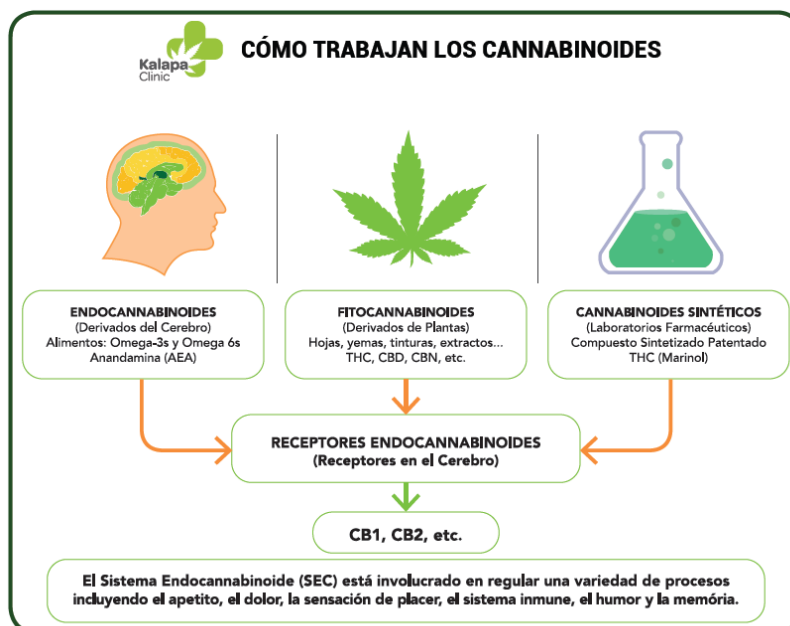


Fig.16 Como funcionan los cannabinoides. Figura de <https://www.kalapa-clinic.com>

En la figura 16 se muestra como trabajan los cannabinoides dentro de los receptores del cerebro.

Este apartado ha tenido por fin determinar el potencial económico de la despenalización de la planta de cannabis y su uso histórico. Es importante resaltar que el potencial del cannabis no reside simplemente en la posible venta de flores secas, sino en el uso completo de la planta. Lo que beneficiaría a un conjunto de industrias más amplio. El siguiente apartado tendrá por fin el estudio del estado actual de procesos de machine learning y su posible implementación en la industria del cannabis.

### 3.2 Machine learning y el futuro de la industria del cannabis.

Como se ha indicado en el último apartado, varios países se encuentran en procesos de despenalización y regulación del uso de la plantas de cannabis. En paralelo a esto la ciencia de datos y machine learning se presentan como la solución a problemas industriales de diferente índole; como cualquier otro vegetal, las plantas de cannabis presentan vulnerabilidades en cultivos industriales, las plagas, las plagas y faltantes de nutrientes se presentan como los mayores problemas (todo lo cual representa una problemática en sí misma plausible de estudio). La Universidad Bar-Ilan de Israel, en su Oficina de Cultivo, dirigida por el argentino Matias Litvak, se encuentra actualmente estudiando en profundidad el cultivo de las plantas de cannabis junto con su composición química molecular. Ahora bien, en un punto en el futuro la investigación, la industria y la ciencia de datos deberán converger en un punto común. Se desprende de esto la pregunta ¿cómo podría implementarse un sistema de reconocimiento de imágenes que detecte plagas o anomalías?

A este fin se presentará a continuación un tipo de modelo de detección de imágenes para plantas que cumpliría con las mismas necesidades nombradas arriba.

Un diagnóstico erróneo de las muchas enfermedades que afectan a los cultivos agrícolas puede conducir al uso indebido de productos químicos que conducen a la aparición de cepas patógenas resistentes, mayores costos de insumos y más brotes con pérdidas económicas e impactos ambientales significativos. El diagnóstico actual de enfermedades basado en la exploración humana requiere mucho tiempo y es costoso, y aunque los modelos basados en visión por computadora prometen aumentar la eficiencia, la gran variación en los síntomas debido a la edad de los tejidos infectados, las variaciones genéticas y las condiciones de luz dentro de los árboles disminuyen la precisión de detección.

Los objetivos de este apartado son entrenar un modelo usando imágenes de un conjunto de datos de entrenamiento para 1) Clasificar con precisión una imagen determinada de un conjunto de datos de prueba en una categoría diferente de enferma o una hoja sana; 2) Distinguir con precisión entre muchas enfermedades, a veces más de una en una sola hoja; 3) encontrar nuevos problemas y aprender de ellos.

Cabe destacar que las imágenes fueron recopiladas en el paper *The Plant Pathology Challenge 2020 data set to classify foliar disease of apples* publicado en *Applications in Plant Sciences*.

Se utilizará el software python para la resolución del problema. A continuación se presentan las principales librerías a utilizar:

```

import cv2
import math
import numpy as np
import scipy as sp
import pandas as pd

import tensorflow as tf
from IPython.display import SVG
import efficientnet.tfkeras as efn
from keras.utils import plot_model
import tensorflow.keras.layers as L
from keras.utils import model_to_dot
import tensorflow.keras.backend as K
from tensorflow.keras.models import Model
from kaggle_datasets import KaggleDatasets
from tensorflow.keras.applications import DenseNet121

import seaborn as sns
from tqdm import tqdm
import matplotlib.cm as cm
from sklearn import metrics
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.utils import shuffle
from sklearn.model_selection import train_test_split

tqdm.pandas()
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
import plotly.figure_factory as ff
from plotly.subplots import make_subplots

np.random.seed(0)
tf.random.set_seed(0)

import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

```

Using TensorFlow backend.

Fig.17; Librerías a utilizar para la detección de enfermedades en las hojas.

Se realiza la carga de los archivos y los parámetros base:

```

EPOCHS = 20
SAMPLE_LEN = 100
IMAGE_PATH = "../input/plant-pathology-2020-fgvc7/images/"
TEST_PATH = "../input/plant-pathology-2020-fgvc7/test.csv"
TRAIN_PATH = "../input/plant-pathology-2020-fgvc7/train.csv"
SUB_PATH = "../input/plant-pathology-2020-fgvc7/sample_submission.csv"

sub = pd.read_csv(SUB_PATH)
test_data = pd.read_csv(TEST_PATH)
train_data = pd.read_csv(TRAIN_PATH)

```

Fig. 18; Carga de datos y parámetros base.

## Preparación de los datos

Recordemos que un proceso importante en el análisis de imágenes es el de augmentation, flipping y blur (Luis Perez, Jason Wang, 2017). Para lograr esto es necesario crear las funciones correspondientes:

```
def edge_and_cut(img):
    emb_img = img.copy()
    edges = cv2.Canny(img, 100, 200)
    edge_coors = []
    for i in range(edges.shape[0]):
        for j in range(edges.shape[1]):
            if edges[i][j] != 0:
                edge_coors.append((i, j))

    row_min = edge_coors[np.argsort([coor[0] for coor in edge_coors])[0]][0]
    row_max = edge_coors[np.argsort([coor[0] for coor in edge_coors])[-1]][0]
    col_min = edge_coors[np.argsort([coor[1] for coor in edge_coors])[0]][1]
    col_max = edge_coors[np.argsort([coor[1] for coor in edge_coors])[-1]][1]
    new_img = img[row_min:row_max, col_min:col_max]

    emb_img[row_min-10:row_min+10, col_min:col_max] = [255, 0, 0]
    emb_img[row_max-10:row_max+10, col_min:col_max] = [255, 0, 0]
    emb_img[row_min:row_max, col_min-10:col_min+10] = [255, 0, 0]
    emb_img[row_min:row_max, col_max-10:col_max+10] = [255, 0, 0]

    fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=3, figsize=(30, 20))
    ax[0].imshow(img, cmap='gray')
    ax[0].set_title('Original Image', fontsize=24)
    ax[1].imshow(edges, cmap='gray')
    ax[1].set_title('Canny Edges', fontsize=24)
    ax[2].imshow(emb_img, cmap='gray')
    ax[2].set_title('Bounding Box', fontsize=24)
    plt.show()
```

Fig. 19; Función para definir bordes y cortes

Con la función expresada en la figura 19 se definen los bordes, de esta forma se resaltan estas características.

```
def invert(img):
    fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=3, figsize=(30, 20))
    ax[0].imshow(img)
    ax[0].set_title('Original Image', fontsize=24)
    ax[1].imshow(cv2.flip(img, 0))
    ax[1].set_title('Vertical Flip', fontsize=24)
    ax[2].imshow(cv2.flip(img, 1))
    ax[2].set_title('Horizontal Flip', fontsize=24)
    plt.show()
```

Fig. 20; Función para invertir la imagen.

Con la función para invertir la imagen se logra “aumentar” la cantidad de datos, ya que una misma foto es utilizada de dos formas.

```
def blur(img):
    fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=2, figsize=(20, 20))
    ax[0].imshow(img)
    ax[0].set_title('Original Image', fontsize=24)
    ax[1].imshow(cv2.blur(img, (100, 100)))
    ax[1].set_title('Blurred Image', fontsize=24)
    plt.show()
```

Fig. 21; Función para aplicar distribución Gaussiana a la imagen.

Continuando con el procesamiento de las imágenes, la función de la figura 21 carga a la imagen con un blur de distribución Gaussiana.

De igual forma la aplicación de Convolution (S. Albawi et al., 2017)

```
def conv(img):
    fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=2, figsize=(20, 20))
    kernel = np.ones((7, 7), np.float32)/25
    conv = cv2.filter2D(img, -1, kernel)
    ax[0].imshow(img)
    ax[0].set_title('Original Image', fontsize=24)
    ax[1].imshow(conv)
    ax[1].set_title('Convolved Image', fontsize=24)
    plt.show()
```

Fig.22; Función para aplicar convolution.

## Modelado

Para el modelado utilizaré como base ImageNet el cual presenta para cada modelo una arquitectura diferente, pero cada uno de ellos tiene los componentes básicos comunes: Conv2D, MaxPool, ReLU (W. Zhihuan, G. Yongming, L. Lei and F. Junliang, 2018). No es objeto de este trabajo explicar en detalle el funcionamiento de cada uno de estos componentes, pero sí es importante determinar la importancia de los mismos a la hora de construir un modelo de esta clase.

```
AUTO = tf.data.experimental.AUTOTUNE
tpu = tf.distribute.cluster_resolver.TPUClusterResolver()

tf.config.experimental_connect_to_cluster(tpu)
tf.tpu.experimental.initialize_tpu_system(tpu)
strategy = tf.distribute.experimental.TPUStrategy(tpu)

BATCH_SIZE = 16 * strategy.num_replicas_in_sync
GCS_DS_PATH = KaggleDatasets().get_gcs_path()
```

Fig. 23. Configuración del procesador y batch size.

```
def format_path(st):
    return GCS_DS_PATH + '/images/' + st + '.jpg'

test_paths = test_data.image_id.apply(format_path).values
train_paths = train_data.image_id.apply(format_path).values

train_labels = np.float32(train_data.loc[:, 'healthy':'scab'].values)
train_paths, valid_paths, train_labels, valid_labels = \
train_test_split(train_paths, train_labels, test_size=0.15, random_state=2020)
```

```
def decode_image(filename, label=None, image_size=(512, 512)):
    bits = tf.io.read_file(filename)
    image = tf.image.decode_jpeg(bits, channels=3)
    image = tf.cast(image, tf.float32) / 255.0
    image = tf.image.resize(image, image_size)

    if label is None:
        return image
    else:
        return image, label

def data_augment(image, label=None):
    image = tf.image.random_flip_left_right(image)
    image = tf.image.random_flip_up_down(image)

    if label is None:
        return image
    else:
        return image, label
```

Fig. 24. Función de ruta de los archivos y decodificación de imágenes.

## DenseNet

Las redes convolucionales densamente conectadas (DenseNets) se basan en convolutional neural network --CNN-- (Mahbub Hussain et al., 2018) que se utiliza para una variedad de aplicaciones, incluyendo clasificación, segmentación, localización, etc. DenseNets explota el

potencial de la red mediante la reutilización de funciones. Esta fue la principal motivación detrás de la arquitectura DenseNet (K. Zhang et al. 2019).

```
with strategy.scope():
    model = tf.keras.Sequential([DenseNet121(input_shape=(512, 512, 3),
                                             weights='imagenet',
                                             include_top=False),
                                L.GlobalAveragePooling2D(),
                                L.Dense(train_labels.shape[1],
                                         activation='softmax')])

    model.compile(optimizer='adam',
                  loss='categorical_crossentropy',
                  metrics=['categorical_accuracy'])

    model.summary()
```

Downloading data from <https://storage.googleapis.com/tensorflow/keras-applications/densenet121/29089792/29084464> [=====] - 0s 0us/step  
Model: "sequential"

| Layer (type)                  | Output Shape         | Param # |
|-------------------------------|----------------------|---------|
| densenet121 (Functional)      | (None, 16, 16, 1024) | 7037504 |
| global_average_pooling2d (G1) | (None, 1024)         | 0       |
| dense (Dense)                 | (None, 4)            | 4100    |

=====  
Total params: 7,041,604  
Trainable params: 6,957,956  
Non-trainable params: 83,648

Fig. 25; Función de entrenamiento del modelo con DenseNets.

```
history = model.fit(train_dataset,
                    epochs=EPOCHS,
                    callbacks=[lr_schedule],
                    steps_per_epoch=STEPS_PER_EPOCH,
                    validation_data=valid_dataset)
```

Fig. 26; Entrenamiento del modelo.

```
def display_training_curves(training, validation, yaxis):
    if yaxis == "loss":
        ylabel = "Loss"
        title = "Loss vs. Epochs"
    else:
        ylabel = "Accuracy"
        title = "Accuracy vs. Epochs"

    fig = go.Figure()

    fig.add_trace(
        go.Scatter(x=np.arange(1, EPOCHS+1), mode='lines+markers', y=training, marker=dict(color="dodgerblue"),
                   name="Train"))

    fig.add_trace(
        go.Scatter(x=np.arange(1, EPOCHS+1), mode='lines+markers', y=validation, marker=dict(color="darkorange"),
                   name="Val"))

    fig.update_layout(title_text=title, yaxis_title=ylabel, xaxis_title="Epochs", template="plotly_white")
    fig.show()
```

Fig. 27; Función para visualizar los resultados.



### Predicción de valores de muestreo

A continuación graficaré algunas predicciones de muestra hechas por el modelo DenseNet.

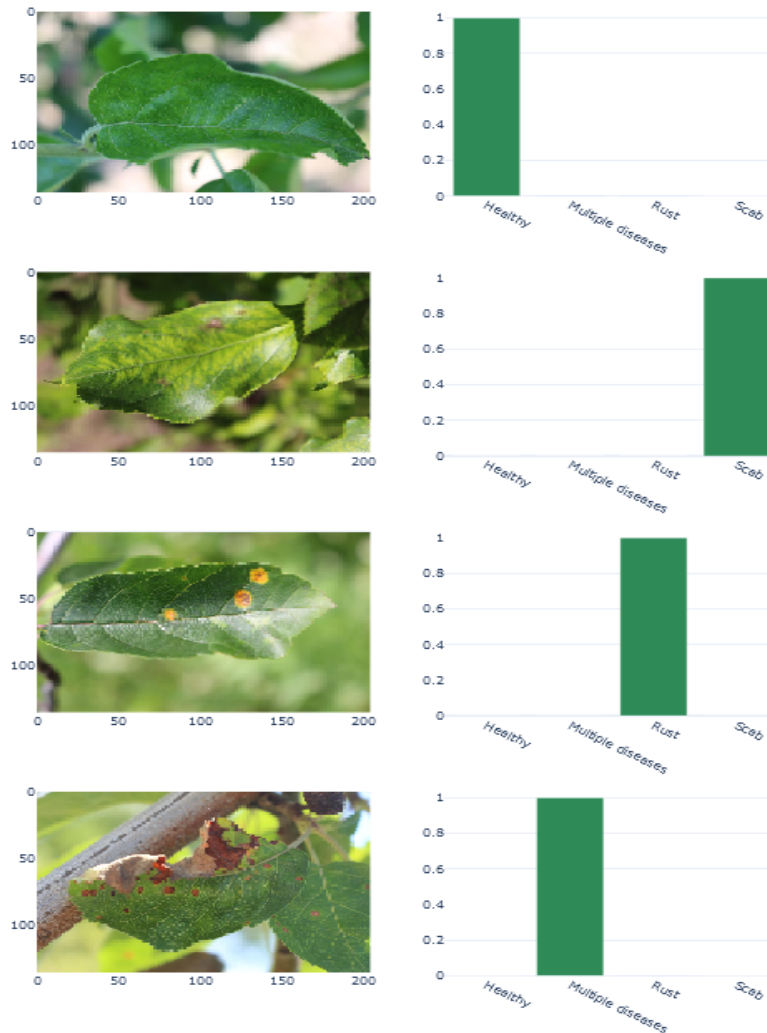


Fig. 28; Predicción de enfermedades en las hojas.

Como se puede apreciar las predicciones son acertadas.

El objetivo de este apartado ha sido determinar el posible futuro de una industria que actualmente genera miles de millones de dólares en ingresos legales en aquellos países que ha decidido incursionar en este camino. Se ha demostrado, también, la capacidad de los sistemas de detección de anomalías en imágenes basados en DenseNet los cuales podrían ser utilizados en esta industria en el futuro.

### 3.3 Hub de datos

El apartado 2.2 tuvo por fin unir el procesamiento de imágenes para detección de enfermedades en hojas de plantas y su posible relación con la industria del cannabis, considerando que países del primer mundo como Canadá o Israel ya se encuentran en procesos de industrialización de esta planta. El siguiente paso, y continuando con los contenidos desarrollados a lo largo de la Especialización, sería determinar la forma de almacenamientos y procesamiento en línea de esta información. El tipo de dato que encontramos en este proceso es *no estructurado*, ya que se tratan de imágenes que deben ser procesadas. En la actualidad, los servidores distribuidos y sistemas de tipo *cloud* son la mejor opción con la cuentan las organizaciones a la hora de volcar sus desarrollos a un servidor o hub de datos. Considerando esta característica principal, la mejor opción es Amazon S3, que permite almacenar datos en la nube como objetos, además permite almacenar prácticamente todo tipo de datos en cualquier formato.

En esta etapa estoy considerando un solo tipo de dato. No obstante, es importante resaltar el estudio genético sobre plantas de Cannabis que está llevando adelante Google. En octubre de 2016, Phylos Bioscience publicó un conjunto de datos genómicos abiertos de aproximadamente 850 cepas de cannabis a través del Open Cannabis Project. En combinación con otros conjuntos de datos genómicos puestos a disposición por Medicinal Genomics, Michigan State University, NCBI, Sunrise Medicinal, University of Calgary, University of Toronto y Yunnan Academy of Agricultural Sciences, la cantidad total de datos disponibles públicamente supera las 1.000 muestras. Estos datos se recuperaron del Archivo de Lectura de Secuencias del Centro Nacional de Información Biotecnológica (NCBI SRA). Los datos están disponibles directamente en Google Cloud Storage en <https://cloud.google.com/life-sciences/docs/resources/public-datasets/1000-cannabis>, así como a través de la API de Google Genomics. La Cannabis sativa es una de las plantas domésticas con menores estudios y desarrollos genómicos en comparación con cereales o plantas de uso industrial (Bolívar Barbosa Edgar Sebastián, 2017) el posible análisis de ADN, en colaboración con Google Cloud, posibilitará la alimentación del Hub de datos con datos estructurados que potenciarán la ingesta y con ello la calidad de procesamiento.

A continuación se presenta el diagrama completo de Hub de datos:

## Arquitectura de datos en AWS para procesamiento de imágenes

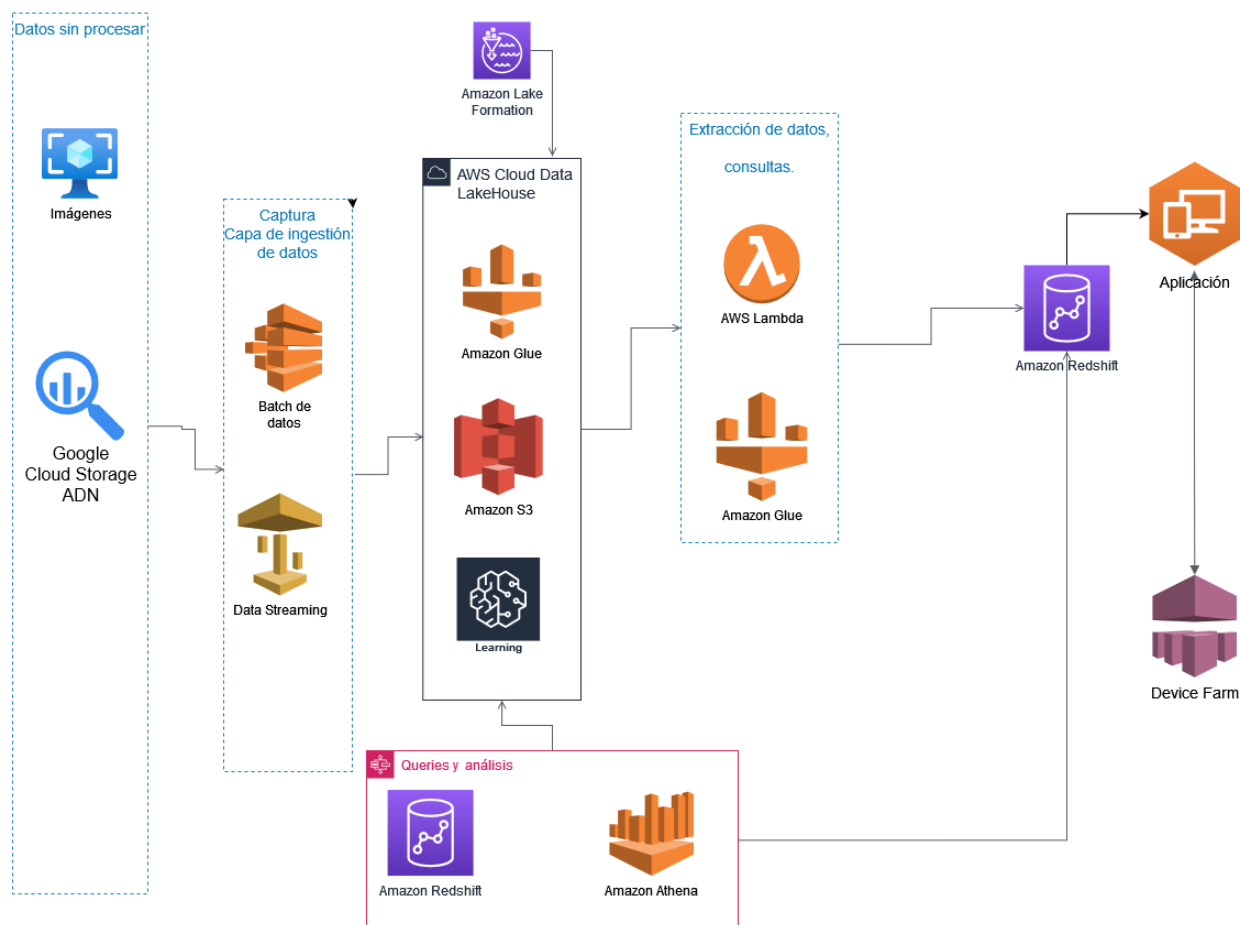


Figura 29; arquitectura de datos.

Este apartado tuvo por fin determinar la integración de un posible sistema de detección de anomalías en plantas a una plataforma completa que permita la ingesta, procesamiento y resultado. A continuación se presentarán las conclusiones.

## Conclusiones

En los apartados 1 y 2 se ha determinado cómo la guerra contra las drogas genera efectos negativos en la población y cómo esta distribución de los ingresos perjudica el accionar de las organizaciones gubernamentales, en particular las dedicadas a la salud pública.

En el apartado 1 se ha determinado como los diferentes tipos de drogas son percibidos por la sociedad, cuáles son sus efectos y cómo cada una de ellas debería ser tratada de forma diferente, tanto por el sistema judicial como el médico y de salud pública. De igual forma, se alcanzó la conclusión que indica que un cambio en la distribución de los recursos con los que cuenta el estado, en favor de organizaciones gubernamentales dedicadas a la salud, produciría efectos positivos en la recuperación de los adictos a la heroína y derivados de los opiáceos. De esta forma se logró determinar la importancia de

la depuración y análisis de datos para la toma de decisiones que repercuten en un ahorro de recursos y beneficios económicos de las organizaciones gubernamentales, claro está que esta redistribución beneficia también a las organizaciones privadas en su conjunto.

En el apartado 2 se comprobó que el actual sistema judicial produce discriminación derivada de la ley de drogas. Todo esto apoyado en el análisis de datos cualitativos derivada de la aplicación de los conocimientos adquiridos en la Especialización. En este apartado en particular se utilizó análisis de correspondencias, herramienta la cual permitió determinar la relación entre los arrestos derivados de la ley de drogas y los sujetos objeto de los mismos. También se determinó que en los Estados Unidos los tipos de arrestos se relacionan con la raza, mientras que en la Ciudad de Buenos Aires esta relación se da con respecto al barrio o comuna.

Considerando los anteriores apartados, el último tuvo por fin, en primer término, estudiar el proceso de legalización de la planta de cannabis, proceso por el cual están atravesando varios países, así como los beneficios económicos que esta decisión está produciendo. Este estudio se relaciona en particular con el apartado 2.2, ya que al aumentar el ingreso impositivo se puede redistribuir el mismo en beneficio de la recuperación de los adictos a determinadas sustancias. Y en general con todo el trabajo, ya que un aumento de los recursos permitiría mejorar el accionar de las organizaciones gubernamentales sin necesidad de aumentar impuestos, y con ellos perjudicar a las organizaciones privadas que verían una mayor presión impositiva. En segundo término se profundizaron los conocimientos adquiridos con respecto a modelos de aprendizaje automático y su posible utilización en la industria del cannabis, que como se ha demostrado, actualmente genera miles de millones de dólares. Esta posible industria involucraría no solamente el uso recreacional de la planta sino una amplia gama de usos que van desde lo industrial hasta la medicina.

La evolución de todos los puntos citados hasta al momento dependen del marco legal que las naciones adopten. Son varios los países que se encuentran en proceso de legalización total o parcial de la planta de cannabis, entre ellos la Argentina, junto a estas decisiones también será posible el desarrollo tecnológico de la industria del cannabis. De igual manera, la implementación de análisis cualitativos de datos permitirá a las organizaciones gubernamentales desarrollar planes más efectivos para el control de adicciones, ya que como se ha demostrado, las acciones actuales producen discriminación.

## Referencias bibliográficas

Aldridge Judith, Measham Fiona, Parker Howard (1998). *Illegal Leisure*. ISBN 9780415158107

Anindya Sen, Wyonch Rosalie (2018). *Cannabis Countdown: Estimating the Size of Illegal Markets and Lost Tax Revenue Post-Legalization*. Institute C.D. HOWE Commentary No. 523. October 2018  
Industry Regulation and Competition Policy.

Albawi S., Mohammed T. A. , Al-Zawi S. (2017). The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning. *International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186.

Bolívar Barbosa, Edgar Sebastián (2017). *Panorama de los transcriptomas de cannabis sativa por medio de métodos bioinformáticos*. Universidad Distrital Francisco José De Caldas. Facultad De Ciencias Y Educación. Proyecto Curricular De Licenciatura En Biología Bogotá D.C.

Buchanan, J. & WYKE, G. (1987). Drug abuse, probation practice and the specialist worker. *Probation Journal*, 34(4), pp. 123-6.

Earp Brian D., Lewis Jonathan, Hart Carl L. (2021). Bioethicists and Allied Professionals for Drug Policy Reform Racial Justice Requires Ending the War on Drugs, *The American Journal of Bioethics*, 21:4, 4-19, DOI: 10.1080/15265161.2020.1861364

Garcia-Jaldon, Dupeyre D, Vignon MR. (1998). Fibres from semiretted hemp bundles by steam explosion treatment. *Biomass and Bioenergy* 14(3): 251-260. doi:10.1016/S0961-9534(97)10039-3

García B., Rojas O. (2001). Recent Transformations in Latin American Families: a sociodemographic perspective. Trabajo presentado a la XXIV Conferencia General de la Población de la IUSSP, Salvador de Bahía-Brasil.

Gresham M. Sykes and David Matza(1957). Techniques of Neutralization: A Theory of Delinquency *American Sociological Review* Vol. 22, No. 6, pp. 664-670

Howar Parker (2005). Normalization as a barometer: Recreational drug use and the consumption of leisure by younger Britons. [Addiction Research and Theory](#) 13(3):205-215.

Hussain M., Bird J.J., Faria D.R. (2019). A Study on CNN Transfer Learning for Image Classification. UKCI 2018. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 840. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-97982-3\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-319-97982-3_16)

Joshi DR (2020). Legalize cannabis in Nepal to improve Health and Economy. *Journal of Drug Delivery and Therapeutics*; 10(1-s):185-186 <http://dx.doi.org/10.22270/jddt.v10i1-s.3872>

Jeremy Aldworth, Kortnee Barnett-Walker (2003). *Substance Abuse and Mental Health Services Administration: Results from the 2002 National Survey on Drug Use and Health*.

King R.S., Mauer, M. (2006). The war on marijuana: The transformation of the war on drugs in the 1990s. *Harm Reduct J* 3, 6. <https://doi.org/10.1186/1477-7517-3-6>

Lesthaeghe R. (1992) The second demographic transition in Western countries: An Interpretation. Seminar on Gender and Family Change in Industrialized Countries, Rome, IUSSP-IRP.

Lermanó María José, Sarandón Santiago Javier (2010). Cultivo de soja para la producción de agrocombustibles (biodiesel) en la pampa húmeda: energía invertida en la regulación biótica. XVIII Jornadas de Jóvenes Investigadores de la AUGM (Rosario, 2010).

Liber Martín Juan Bautista (2016). El paraíso de la cannabis, cerca de la Casa Blanca: Una de las 7 plantaciones autorizadas en Washington para uso medicinal, convertida en búnker. La Jornada (Sección Sociedad y Justicia: Demos Desarrollo de Medios, S.A. de C.V.). AFP. 3 de mayo de 2016. p. 35.

Ligresti A., De Petrocellis L., Di Marzo V. (2016). From Phytocannabinoids to Cannabinoid Receptors and Endocannabinoids: Pleiotropic Physiological and Pathological Roles Through Complex Pharmacology. *Physiol Rev.* 2016 Oct;96(4):1593-659. doi: 10.1152/physrev.00002.2016. PMID: 27630175.

Li H L (1973). An archaeological and historical account of Cannabis in China. *Economic Botany* 28 (4): 437-448.

Martin BR., Cabral G., Childers SR., Deadwyler S., Mechoulam R. (1993). International Cannabis Research Society meeting summary, Keystone, CO. *Drug and Alcohol Dependence* 31 (3): 219.

Measham Fiona , Newcombe Russell, Parker Howard (1994). The Normalization of Recreational Drug Use amongst Young People in North-West England. *The British Journal of Sociology* [Vol. 45, No. 2 \(Jun., 1994\)](#), pp. 287-312

Merlin M.D. (2003). Archaeological evidence for the tradition of psychoactive plant use in the old world. *Economic Botany* 57 (3): 295-323.

National Findings (Office of Applied Studies, NHSDA Series H-22, DHHS Publication No. SMA 03-3836). 2003, Rockville, MD.

Pearson G. (1987). The New Heroin Users. *The British Journal of Criminology* Vol. 29, No. 2 (Spring 1989), pp. 203-205

Shiner Michael, Newburn Tim (1997). Definitely, Maybe Not? The Normalisation Of Recreational Drug Use Amongst Young People. *Sociology* [Vol. 31, No. 3 \(AUGUST 1997\)](#), pp. 511-529

Snyder Howard N., Cooper Alexia D., Mulako-Wangota Joseph (2021). Bureau of Justice Statistics. U.S. Arrest Estimates. Generated using the Arrest Data Analysis Tool.

Syed Mahamad, Elle Wadsworth, Vicki Rynard, Samantha Goodman, David Hammond (2020). Availability, retail price and potency of legal and illegal cannabis in Canada after recreational cannabis legalisation. *Drug Alcohol Rev.* 2020 May;39(4):337-346. doi: 10.1111/dar.13069. Epub 2020 Apr 14. PMID: 32291811.

Ranjita Thapa, Kai Zhang, Noah Snavely, Serge Belongie, Awais Khan (2020). The Plant Pathology Challenge 2020 data set to classify foliar disease of apples. *Applications in Plant Sciences* Volume 8, Issue 9 September 2020 e11390 <https://doi.org/10.1002/aps3.11390>

Tahseen Karche, Manager Rajdeo (2019). The application of hemp (*Cannabis sativa* L.) for a green economy: a review. Doga, Turkish Journal of Botany 43:710-723 DOI:10.3906/bot-1907-15

Ward J. (1997). NYPD View: New Procedures Credited with Crime Drop. American City and County. p112: 28-31

Zhihuan W., Yongming G. Lei L., Junliang F. (2018). Research on object detection technique in high resolution remote sensing images based on U-Net. Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 2018, pp. 2849-2853, doi: 10.1109/CCDC.2018.8407610.

Zhang K., Guo Y., Wang X., Yuan J., Ding Q. (2019). Multiple Feature Reweight DenseNet for Image Classification. IEEE Access, vol. 7, pp. 9872-9880, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2890127.

## Reporte del mentor

A partir del seguimiento del presente Trabajo Final de Especialización, considero que el contenido resulta apropiado y representa la integración de un conjunto de conocimientos adquiridos durante la Carrera de Especialización.

El problema presentado está claramente descrito y enmarcado históricamente. Las hipótesis y objetivos, son coherentes y consistentes de acuerdo a la información que puede extraerse a partir de la base de datos pública con la que se trabajó.

Se plantean preguntas que dan origen a la búsqueda de respuestas basadas en diversas herramientas adquiridas durante la carrera. Estas herramientas están asociadas con contenidos de Técnicas de investigación Operativa para la Gestión, Métodos de Análisis Multivariado y Fundamentos de Métodos Analíticos Predictivos, entre otros.

En el trabajo se aplicaron correctamente recursos adquiridos relacionados con Cadenas de Markov y diagramas de Transición asociados, análisis estadístico descriptivo a los efectos de identificar relaciones entre variables aplicada a una base de datos como diagnóstico inicial, Análisis de Correspondencias entre distintos factores considerados, aplicación de los software R y Python, trabajo con redes convulsionales y predicción utilizando el modelo DenseNet.

Se observa que el problema está asociado al análisis de datos en organizaciones gubernamentales que tienen como objetivo controlar y regularizar el consumo de drogas, y se aborda desde el punto de vista de la gestión y análisis de datos, pero también desde el punto de vista social y económico.

La propuesta es implementar el análisis cuantitativo de datos, con el objetivo de posibilitar a que organizaciones gubernamentales relacionadas con la salud pública fundamentalmente, desarrollen planes más efectivos para el control de adicciones.

Considero que el tema tiene potencial como para seguir trabajando y profundizando el análisis.

En mi opinión el trabajo cumple con los lineamientos requeridos para el Trabajo Final de la Carrera de Especialización en Métodos Cuantitativos para la Gestión y Análisis de Datos en Organizaciones.

*Silvia Vietri*