Analysis and Visualization of Social Networks induced by Criminal Records towards the Identification of Gangs: a real case for Argentina

Sebastián P. WAHLER[1,2], Martín L. LARREA[3], and Diego C. MARTÍNEZ[3]

[1] Departamento de Informática, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de la Patagonia San Juan Bosco, Mitre 655, U9100, Trelew, ARGENTINA.
http://www.ing.unp.edu.ar/dpto-informatica.html

[2] Departamento de Informática, Procuración General, Ministerio Público Fiscal, Poder Judicial de la Provincia del Chubut, Belgrano 521, U9102, Rawson, ARGENTINA.
https://www.mpfchubut.gov.ar

[3] Departamento de Ciencias e Ingeniería de la Computación, Universidad Nacional del Sur, Av. Alem 1253, B8000CPB Bahía Blanca, ARGENTINA.
https://cs.uns.edu.ar/

(e-mail: spwahler@ing.unp.edu.ar, dcm@cs.uns.edu.ar, mll@cs.uns.edu.ar)

Abstract Social ties are essential inputs for the detection of criminal gangs. This input becomes even more important when it can be analysed and visualized using software tools. This paper presents a software development, currently in use, for the analysis and visualization of social networks created from criminal records in the province of Chubut. The identification of illegal networks, such as criminal gangs, is of special interest in order to promote intelligent criminal prosecution.

Keywords: Criminal Investigation · Data Analysis · Social Networks · Visualization.

1. Introduction

Criminal activities in a city or region can range from minor offenses such as theft and robbery to more serious ones such as protection rackets, cybercrime, sexual abuse, and homicides. Law enforcement agencies record these crimes using various methods and technical details. Criminal records typically include information such as the type of crime, date and time of occurrence, location, and identity of the suspect(s) if known.

This information supports the judicial investigation processes of each case, but over time they constitute an extensive knowledge base on which it is possible to extract valuable information for crime prevention and the search for justice. For example, it is possible to identify relationships between people based on a transitive analysis of criminal events in time and space that suggest the formation of either formal or informal criminal gangs. Relations such as the friendship

between various delinquents can also be inferred from criminal records. This social ties are of the utmost importance for crime prevention, as well for resolution of unfinished cases.

Criminal organizations are groups that operate outside the law. They carry out illegal activities for their benefit and to the detriment of other individuals or social groups [15]. These groups can be of different sizes and cover varied geographic areas. Frequently these groups conflict with each other. One of the particular characteristics of this type of organization is the anonymity and discretion of their members, being protective of each other. Criminals know that they are part of a network where the anonymity of each member depends heavily on the anonymity of the rest. This demonstrates the importance of collecting and analyzing information associated with the social ties of criminals.

In many cases, the criminal acts are perpetrated by individuals of low rank in the group, with little responsibility and motivated by immediate reward, aspirations of promotion, and higher reputation in their circle of contacts. On the other hand, the masterminds are individuals of higher positions in the hierarchy, with more responsibility in the criminal organization. Those individuals have leadership qualities, long-term interests, and a constant concern for retaining power for personal benefit. Security agencies usually have a record of the perpetrators, while the masterminds are more strenuous to identify. Additionally, the hierarchical structures of the gang, the way they operate, and the inherent culture of the socio-economic class lead to an entangled set of inner codes that generates more obstacles for the identification of the organization as a whole. In this context, we believe that the research and development presented in this article are a significant contribution to the prevention and resolution of criminal activities.

We have worked within two areas of Computer Science; Information Visualization, particularly Visualization of Large Data Sets, which translate information into a visual context [43] [14] [29], such as a map or graph, to make data easier for the human brain to understand and pull insights from [8], and the Social Networks Analysis, which investigate social structures through the use of networks and graph theory.

In this line of research, we study the application of these techniques to a real scenario, using criminal records of the Department of Justice[4] of the province of Chubut in Argentina. We developed active software components for the visualization and intelligent analysis of data, incorporating notions of graph analytics. In particular, in this work we are interested in considering the *PageRank* algorithm, contributing to the detection of relevant criminals among *communities of individuals*, in a similar way it is applied to rank web pages. In order to do this, we use real records of criminal activities through the collaboration of the Public Prosecutor's Office.

The rest of the article is structured as follows. The next section reviews the state-of-the-art in terms of visualization testing. In the subsequent sections, we continue with the presentation of the black-box and white-box testing tools for

[4] Ministerio Publico Fiscal

information visualizations. We develop a case study to illustrate both kinds of testing. The case study is based on a C# tool designed for the visualization of geological data, and it exemplifies the process of finding errors with tools and methods presented in this work. The last section presents the reached conclusions and the intended future work.

2. Análisis de Redes Sociales (SNA)

Social Network Analysis (SNA) has contributed to criminal investigations and related intelligence activities. A social network models individuals as nodes linked to each other by arcs or edges that represent the relationships between those individuals. These networks, and their properties, are relevant because they represent an abstraction of human relations that allows the highlighting of specific aspects of the ties and individuals [26] [6]. Networks form graph structures, and the properties of these structures represent the properties of social relations. According to Sage [38], there are four fundamental pillars of network analysis: recognition of the importance of social relationships between individuals, the collection and analysis of data on these relationships, the importance of visual representation of these data, and the need for mathematical and computational models that explain the connection patterns between individuals.

Several authors have addressed the benefits of studying social networks for criminal investigations. In the mid-1970s, basic models were used to establish and qualify the relationships between individuals or actors in a particular scenario by defining graphs according to the information collected [20]. In these cases, the processing was done manually and with several stages of data refinement and evaluation. According to Klerk [22], this is the first generation of network analysis in criminalistics. The second generation involved computational tools that automate part of the task of recording and structuring data. These tools also significantly increased the amount of data to be analyzed, making recording and consultation much more agile. The third and current generation establishes the definition of mathematical models and techniques for the generation of new knowledge. Such as the identification of positions of power and influence or the quality of potential witnesses or informants. Metrics like the centrality of a node in a graph are especially useful in this scenario.

Krebs [23] presented one of the most significant works in this regard; he identified a part of the terrorist network responsible for the attacks in the United States on September 11, 2001. He did it through their social ties with the pilots responsible for the hijacking. The works [31],

Existen sin embargo algunas dificultades que requieren aún estudios intensivos. La cantidad de información que debe manejarse es enorme, en muchos casos con información incompleta, contradictoria y no menos frecuentemente incorrecta. Además, las relaciones humanas tradicionales se mezclan naturalmente con las interacciones ilícitas entre los individuos por lo que es necesario identificar apropiadamente su naturaleza y consecuencias y determinar los límites sensatos de la red social analizada.

Actualmente los organismos estatales encargados de la Justicia y la prevención del delito cuentan con registros informatizados de las actividades criminales detectadas, así como de las etapas y eventos del subsecuente proceso penal. Esta información constituye en esencia, una forma de red social. Para este trabajo es de especial interés la información producida a tal efecto por las fuerzas policiales de la Provincia del Chubut y su Poder Judicial de la mano del Ministerio Público Fiscal (MPF [16]), registradas en el sistema `Coirón`. Existen decenas de miles de registros que son utilizados principalmente para la acción penal, pero que pueden ser empleados para modelar diferentes redes sociales sobre las cuales aplicar un análisis matemático y computacional en la búsqueda de nueva información. Esto permitirá conocer más sobre las actividades criminales y sus autores en la jurisdicción de esa provincia, con las particularidades propias de la información registrada digitalmente.

El análisis y exploración de estos grandes conjuntos de datos y sus relaciones debe ser asistido por técnicas y herramientas que faciliten este proceso y reduzcan la carga cognitiva que recae sobre los usuarios. En tal sentido, el área de Visualización de Información, en particular la Visualización de Grandes Conjuntos de Datos, busca asistir a los usuarios de tal manera. La aplicación de técnicas visuales para la representación de este tipo de información no es nueva [43] [14] [29]. También es importante el estudio de las tareas e interacciones que la visualización debe soportar [8], ya que son estas interacciones las que facilitan la exploración de la visualización de información.

3. Marco de Trabajo - Ministerio Público Fiscal del Chubut

Coirón es el sistema informático que colabora con la administración del flujo de casos ingresados al Ministerio Público Fiscal del Chubut. Es una herramienta que permite registrar, comunicar y gestionar las actividades, trámites y actuaciones que se realizan para un caso penal, desde la denuncia hasta su finalización. Como herramienta de registro construye una base de datos con el historial de cada caso, así como de las personas involucradas y de los responsables de la gestión en cada oficina. Como herramienta de comunicación, agrupa la información, entrecruza las relaciones, identifica pertenencias y vinculaciones entre casos, personas, sus antecedentes y sus lazos. Como herramienta de gestión administra el flujo de casos y el trabajo de los integrantes de las oficinas responsables de los mismos. Permite planificar, organizar, coordinar y controlar el flujo de trabajo afín a cada caso y la sumatoria de ellos. Ha sido desarrollado a medida de las necesidades del Ministerio Público Fiscal del Chubut, tomando como base el Código Procesal Penal vigente y adaptado a los lineamientos estratégicos de diseño y gestión de Oficinas Fiscales definidos por la Procuración General. Su progreso, mantenimiento y mejora continua está a cargo del Equipo de Desarrollo del Departamento de Informática del Área de Planificación y Control de Gestión de la Procuración General. Entre otras funcionalidades, es de interés la incorporación de herramientas de visualización de información, potenciando el análisis

que realizarán luego los especialistas de análisis criminal. En este trabajo nos enfocamos en las bandas delictivas y la *importancia relativa* de sus integrantes.

Una vez registrada toda la información relacionada a un hecho, y con ayuda de herramientas y vinculaciones con otros sistemas, se pueden obtener salidas que permiten llevar adelante la investigación de un caso o de un conjunto de hechos con características comunes.

Actualmente nos encontramos trabajando en la incorporación de herramientas de visualización de información que permitirán ver en modo gráfico lo que hoy se muestra en grillas, y listados, potenciando el análisis que realizarán luego los especialistas. Desde el análisis criminal, se puede realizar un perfilamiento relacional para la persecución penal, a través de la vinculación de "compañeros" de delitos y de redes sociales; a fin de identificar si forman parte de una banda o alguna organización criminal mayor [37]. En este sentido los analistas de redes sociales utilizan dos tipos de herramientas matemáticas para representar información sobre los patrones de relaciones entre actores sociales: matrices y grafos, de gran ayuda visual cuando se trabaja con una gran cantidad de registros.

Existen muchas variaciones en los grafos, pero todos ellos comparten la característica común del uso de un círculo etiquetado para cada actor en la población que describimos y segmentos de línea entre pares de actores para representar el hecho que existe un vínculo entre ellos. Se denomina "*Grupo de Pertenencia*" en el Sistema `Coirón` a la relación directa que existe entre un individuo dentro del universo de personas cargadas como actores de delitos (roles: denunciado, sospechoso o imputado) y otros individuos del mismo universo, con los cuales existan uno o más casos penales en común.

Crear un módulo de software "Red de Grupos de Pertenencia" donde se muestre gráficamente las relaciones entre las personas involucradas en los casos penales es el objetivo principal de esta investigación. No sólo enfocarse en el grupo de pertenencia de una persona en particular, sino que mediante una visualización y con diversos filtros de búsqueda, se logre mostrar gráficamente las relaciones entre un determinado grupo de personas y de esta manera poder inferir la conformación de posibles bandas delictivas.

La idea central es reflejar de manera gráfica, mediante un Grafo, los grupos de pertenencia. Dentro del mismo se le llamará nodo a cada círculo, y representa a una persona (con los roles ya mencionados: imputado, sospechoso o denunciado) involucrada en dos o más casos penales. Existe un gran cúmulo de personas en el sistema con sólo un caso con rol de *denunciado*, por esa razón se los excluye del universo a analizar, no obstante podrían ser parte del dataset a visualizar si alguno/s de ellos se encuentran relacionados con otros nodos del primer grupo. El tamaño del nodo posee una relación directa con la cantidad de casos penales en los que se encuentre involucrada la persona. Cuanto mayor sea el tamaño del nodo en más cantidad de casos penales estará involucrado.

Los segmentos de líneas entre pares de nodos, vinculan a las personas entre sí y representan el o los casos que tienen en común. El grosor de la vinculación será directamente proporcional a la cantidad de casos en común entre un par de personas. Hay nodos que se encontrarán aislados en el grafo, esto no significa

que no estén involucrados en casos, sino que quizás no existan relaciones para el filtro de búsqueda que se utilice en esa vista en particular.

Supongamos que una persona "A" se encuentra asociada a 8 casos penales, una persona "B" a 4 y una persona "C" a 2 casos. Agreguemos que las personas "A" y "B" se encuentran relacionadas entre sí, por estar en 3 casos en común (casos 1, 2 y 3). Por otro lado las personas "A" y "C" también se encuentran relacionadas, por tener un caso en común (caso 4). Una representación gráfica de dicha situación se muestra en la Figura 1, y puede observarse el doble de tamaño entre el nodo "A" y el nodo "B", representando justamente la diferencia de casos entre ambos nodos (8 y 4 casos). También se ve a simple vista el grosor del enlace entre "A" y "B" tres veces más grande que el enlace entre "A" y "C" (3 casos en común entre el primer par de nodos, y sólo un caso para el último par de nodos mencionado).

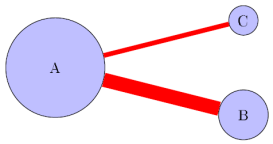


Figura 1. Ejemplo de relación entre tres personas.

Esta es, en primera instancia, una caracterización de la importancia de los individuos en la red. Sin embargo, analíticas mas complejas podrían aplicarse.

4. Descripción general de los Datos

En esta sección, describimos nuestro conjunto de datos de casos penales y la red de personas asociada, así como algunas características interesantes que se han de mencionar.

Dataset de Delitos Nuestro conjunto de datos consta de casos penales, actuaciones (bitácora de eventos del proceso penal), delitos, personas, elementos (denunciados y secuestrados), todos ellos relacionados; registrados entre octubre de 2006 y mayo de 2022 en la Circunscripción Judicial de Trelew - Chubut. Este conjunto de datos incluye lugares (relativos a personas y a hechos delictivos), fechas, estados procesales de los casos y las personas, como así también los vínculos entre todos los conjuntos mencionados. En el Cuadro 4, resumimos algunas de las características más importantes del conjunto de datos.

Propiedades de la red A partir de los datos de los casos penales, pudimos construir la red de *Grupos de Pertenencia*. En esta red, se eliminan los nodos de aquellas personas cuyos roles no sean referidos a actores delictivos, como ser: denunciantes, víctimas, damnificados, etc. En la Figura 2 se muestra una visualización de la red. En la misma se puede observar un grafo compuesto de más

Característica	Cantidad total
Casos	105586
Personas	132950
Personas en Casos	183348
Delitos	113010
Nodos	33178
Enlaces	16964
Relaciones Nodos/Enlaces	60513

Cuadro 1. Totalizadores del conjunto de datos generales

de 30000 personas con más Casos Penales registrados en el Sistema de Gestión Coirón (con los siguientes criterios: involucradas en más de un caso con rol de imputado, sospechoso o denunciado; se incluyen personas fallecidas, menores y personas jurídicas). Se visualizan además en la figura todas las relaciones que existen entre esas personas y sus grupos de pertenencia. A los sentidos prácticos

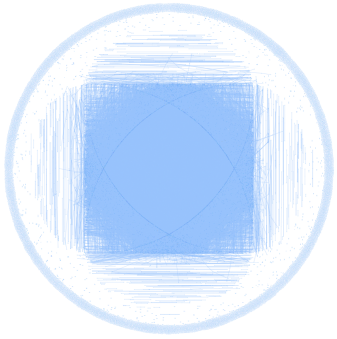
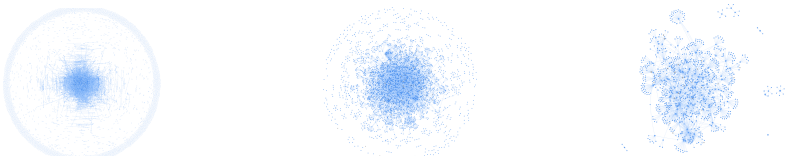


Figura 2. Más de 30000 personas con más casos y sus relaciones.

de la investigación penal, una visualización con tantos nodos y relaciones no es representativa ni conduce a ningún tipo de detección de bandas delictivas, pero es un claro ejemplo del universo de datos que se disponen en el dataset utilizado, como así también la potencia de la herramienta de visualización. En la Figura 3 se pueden observar ejemplos en los que se han tomado en cuenta los grupos de pertenencia de cada nodo a mostrar, es decir que se visualizan las personas con sus grupos de pertenencias particulares (según parámetros de búsqueda seleccionados). En la imagen (a) se muestran 10000 personas, en (b) 1000 y en (c) 100 personas con más casos y sus grupos de pertenencia relacionados. Al analizar la composición de la red obtenida podemos observar las relaciones que existen entre los nodos y como se "equilibra" el grafo, haciendo que aquellos nodos con pocas o nulas relaciones queden en la periferia de la gráfica. Sumado a ello también es apreciable la medida de centralidad de aquellos nodos que son rodeados por sus relacionados. Una aproximación más clara para denotar la medida de centralidad puede verse reflejada en la Figura 4, en donde se visualiza sólo las 10 personas con más Casos y sus grupos de pertenencia. Claramente esos 10 nodos



(a) Top 10000. (b) Top 1000. (c) Top 100.

Figura 3. Personas en más casos, con la inclusión de sus grupos de pertenencia particulares.

principales quedan rodeados de sus grupos de pertenencia y se pueden observar transitividades entre ellos a través de nodos que conforman parte del grupo de pertenencia de más de un nodo principal.

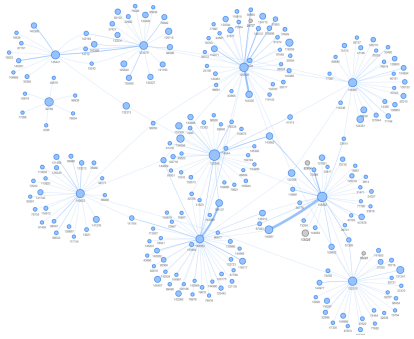


Figura 4. 10 personas con más casos en Coirón, con sus relaciones

Centralidad de Grado La centralidad de grado es una de las medidas más simples de centralidad. En esta se mide el número de enlaces o conexiones que tiene un nodo con los demás nodos pertenecientes a un grafo. Cuando se aplica un análisis de este tipo pueden determinarse diferentes medidas. Por ejemplo, en redes sociales podemos medir el grado de entrada de un nodo como la popularidad o preferencia que posea y la salida definirla como un indicador de sociabilidad. En nuestro caso de estudio, los miembros de las bandas delictivas modifican dinámicamente sus relaciones con otros miembros de la red, lo que resulta en un cambio de su rol e importancia. Una serie de medidas de centralidad de grado pueden ayudar a identificar estos cambios. Estas estadísticas se pueden utilizar para filtrar la vista de la red en función del valor de un nodo específico y resaltar su posición dentro de la red. El grado de centralidad en nuestro grafo se definirá entonces como el número de enlaces directos que tiene un delincuente. Un nodo con un alto grado puede verse como un "centro", un nodo activo e importante en la red [7].

Transitividad El coeficiente de agrupamiento (transitividad) de un gráfico mide el grado de conexión de una red. Altos coeficientes de agrupamiento significan la presencia de un alto número de triángulos en la red. Es bien conocido en la bibliografía [42] que las redes sociales muestran valores altos del coeficiente de agrupamiento cuando reflejan la estructura social subyacente de los contactos entre amigos/conocidos. Además, los valores altos del coeficiente de agrupamiento local se consideran un indicador confiable de los nodos cuyos vecinos están muy bien conectados y entre los cuales puede fluir una cantidad sustancial de información.

Desarrollo de la Visualización Para llevar a cabo la visualización del conjunto de datos obtenidos del análisis inteligente anteriormente descripto, se utilizó `Vis.js` [41], una biblioteca o librería de visualización dinámica basada en lenguaje Javascript. La misma está diseñada para que sea fácil de usar, para manejar grandes cantidades de datos dinámicos y para permitir la manipulación y la interacción con los datos. La biblioteca consta de los componentes DataSet, Timeline, Network, Graph2d y Graph3d.

En nuestro caso particular utilizamos el componente "Network", que permite mostrar redes en grafos. La visualización es fácil de usar y admite formas, estilos, colores, tamaños, imágenes, etc. Funciona sin problemas en cualquier navegador moderno para hasta unos pocos miles de nodos y bordes. Para manejar una mayor cantidad de nodos, Network tiene soporte de agrupamiento. La red utiliza canvas HTML para la renderización.

Vis.js proporciona implementaciones de algoritmos de diseño forzados "Force-directed graph drawing". Estos algoritmos dirigidos por fuerza intentan posicionar los nodos considerando las fuerzas entre dos nodos (atractivos si están conectados, repulsivos de lo contrario). Generalmente son iterativos y mueven los nodos uno por uno hasta que ya no es posible mejorar o se alcanza el número máximo de iteraciones. Los enlaces tienen más o menos la misma longitud y el menor número posible de enlaces cruzados. Los nodos conectados se juntan más mientras que los nodos aislados se alejan hacia los lados.

5. Identificación de posibles Bandas Delictivas

En esta sección, describimos nuestro problema, algunos de los enfoques prácticos existentes utilizados por las fuerzas de la ley y nuestro enfoque basado en la teoría de grafos con características generadas principalmente por la distribución de los datos anteriormente descrita.

Métodos existentes Recordemos que en este trabajo nuestro principal interés es la identificación asistida de bandas delictivas y sus cualidades.

Las personas nos movemos habitualmente entre lugares conocidos o nodos (hogar, trabajo, supermercado, restaurante) y por las mismas calles o rutas. La teoría sugiere que cuando ocurre un delito es porque se cruzan delincuentes y

víctimas dentro de algunas de estas zonas de actividad (nodo, ruta). A partir del análisis del lugar del delito se pueden determinar distintos tipos de víctimas y delincuentes que lo frecuentan, entender por qué concurren a ese lugar y qué hace que se encuentre la dupla delincuente-víctima. Es una manera estructurada de conocer e investigar patrones de comportamiento.

Por otro lado se puede deducir que los delincuentes se comportan igual que el resto de las personas, realizan actividades diariamente, se mueven por rutas conocidas para ir de la casa al trabajo, o a algún otro lugar que frecuenten. Es decir, mantienen una cierta rutina en sus vidas. Un delincuente tenderá a cometer un delito en algún lugar que se encuentre dentro o cerca del recorrido que realiza diariamente para trasladarse desde la casa al trabajo, del trabajo a algún lugar de recreación u otro lugar habitual.

De ambos enfoques se busca encontrar la mayor cantidad de patrones de ocurrencia entre diversos hechos de similar criminalidad y patrones horarios, como así también las zonas geográficas en donde se producen.

La naturaleza de los vínculos de los integrantes de una banda delictiva es una variable que aporta información sobre las características y similitudes de los miembros del grupo, atendiendo a criterios concretos: vínculo familiar, cultural, de proximidad (provienen del mismo barrio), han compartido prisión, de especialización (habilidades delictivas), la experiencia u otras capacidades, y otros tipos de vínculo.

Enfoque propio Ante los enfoques teóricos y prácticos estudiados anteriormente, nuestro desarrollo de software propio, que permite mostrar de manera gráfica las relaciones entre actores delictuales en el Sistema Penal de la Provincia del Chubut, se potencia como una herramienta vital de apoyo en la toma de decisiones de la investigación penal de bandas delictivas.

Poder visualizar relaciones entre las personas involucradas en casos penales ayuda a los especialistas a detectar triangulaciones, transitividades y por supuesto centralidades en la Red. Todo ello, sumado a los indicios de investigación y la propia expertís en la temática completan una herramienta de análisis para determinar ciertas bandas o grupos altamente relacionados.

En el año 2019 existieron investigaciones vinculadas a reiterados robos de televisores LCD en domicilios [21], como así también una serie de hechos consecutivos vinculados al robo de cajas fuertes en empresas del parque industrial de la ciudad de Trelew.

La UAC (Unidad de Análisis Criminal), organismo auxiliar de la Procuración General perteneciente al Ministerio Público Fiscal del Chubut, sirvió como equipo de apoyo en la investigación de ambos modus operandi, haciendo uso de toda la información de los legajos fiscales, consultas generales y específicas contenidas en el Sistema Coirón. Fue de vital uso la información referida a los *grupos de pertenencia* de cada persona, pero devino en un arduo trabajo entrecruzando información de personas, para dar con las supuestas bandas delictivas detrás de estos hechos.

Dichas investigaciones sirvieron como puntapié inicial para realizar este trabajo y poder facilitar la información ya contenida en el sistema de gestión penal, de otra manera, de una forma más directa y visual a la hora de investigar, que sirva directamente como apoyo a la toma de decisiones en las investigaciones de bandas delictivas.

A continuación se puede observar una visualización extraída de este trabajo, utilizando como filtros de búsqueda dos personas (nodos 116587 y 145262) con muchos casos y relaciones en el sistema, a fin de encontrar si existe algún tipo de relación directa entre ambos, y a su vez si existen nodos que produzcan transitividades o sean a su vez centrales de otros grupos. Desde la visualización se agregó gracias a la vinculación con el sistema de la oficina de identificación de personas, fotografías para colocar en los nodos y hacer de este trabajo una herramienta aún más potente. Aquellas personas que no hayan sido identificadas en sede judicial no tendrán fotografía. Por cuestiones judiciales se han desenfocado las fotografías y se han colocado identificadores en vez de los nombres reales de las personas intervinientes.

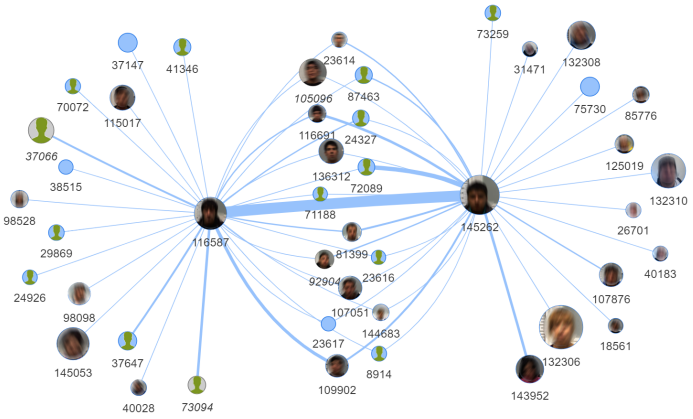


Figura 5. Relación entre dos personas. Se agregan fotografías.

Como puede verse, existen en la parte central de la imagen muchas personas que se encuentran relacionadas delictualmente con ambos nodos en cuestión. De esta manera se pueden tomar acciones con respecto a estas personas en pos de encontrar patrones de ocurrencia que los vinculen ante la posibilidad de identificarlos como una supuesta banda delictiva.

6. PageRank y detecciones comunitarias

Como parte simplificada de la estructura de una comunidad de nodos en una red social, cada uno representa a un individuo y la red tiene una segmentación

multitudinaria [27]. Algunas personas son centrales en la comunidad, algunas están al margen, establecen menos relaciones con otros y, por lo tanto, tienen una influencia menor. En esta sección, presentamos un nuevo enfoque de descubrimiento comunitario basado en el algoritmo PageRank para encontrar a estos delincuentes "importantes" ó con "mayor influencia" en nuestro grafo, con el fin de analizar supuestas bandas delictivas. Recordemos que un grafo es un par $G = (N, A, g)$ donde N es un conjunto finito no vacío de elementos denominados *nodos* (vértices), A es un conjunto de arcos y g es una función que asocia a cada arco a perteneciente a A con un par no ordenado (x, y), siendo x e y nodos pertenecientes a N. Se dice que a es un arco con vértices extremos x e y [13].

PageRank (PR) es un método que fue implementado a través de un algoritmo originalmente utilizado por Google que asigna a cada página web de un conjunto dado, un puntaje que refleja su importancia dentro del conjunto. A este puntaje se lo denomina *valor de PageRank*. Ante una consulta, el buscador utiliza estos puntajes para determinar el nivel de relevancia de las páginas, y retorna en primer lugar aquellas con un puntaje más alto. Para calcular los puntajes, PageRank utiliza la estructura de enlaces de la web [5]. Una página web tiene un valor de PageRank alto si es apuntada por muchas otras páginas, o bien si es apuntada por páginas con puntajes altos [35]. PageRank tiene una base intuitiva en el concepto de *random walks* sobre grafos [19]: supongamos que un navegante aleatorio empieza a navegar la web desde una página cualquiera. El navegante puede hacer clic en forma aleatoria sobre alguno de los enlaces presentes en la página en la que se encuentra actualmente con una probabilidad d a la que se denomina *damping factor*, o bien con probabilidad $1 - d$ accede aleatoriamente a cualquier otra página web. Este proceso se repite indefinidamente. Luego, el valor de PageRank de una página P puede ser interpretado como la probabilidad de que el navegante aleatorio se encuentre en P al finalizar el proceso. PageRank es definido formalmente de la siguiente manera [17]. Sean q_i el número de enlaces salientes que posee la página i , n el número total de páginas web, d el *damping factor* que por lo general adquiere el valor 0.85, π un vector columna denominado *vector PageRank*, y $H = (h_{ij})$ una matriz cuadrada de tamaño n tal que $h_{ij} = 1/q_i$ si existe un enlace desde la página i a la página j , y $h_{ij} = 0$ en caso contrario. El valor h_{ij} corresponde a la probabilidad de acceder a la página j desde la página i en un paso, a partir de hacer clic en alguno de los enlaces que aparecen en esta última. El valor de PageRank correspondiente a la página j es π_j, y se define recursivamente como se muestra en la ecuación 1 [25].

$$\pi_j = \frac{1-d}{n} + d \sum_{i=1}^{n} \pi_i h_{ij} \tag{1}$$

Aplicación de PageRank para bandas delictivas Nuestro dataset descrito anteriormente se obtiene a partir de consultas SQL a la Base de Datos de `Coirón`. Para hacer uso del algoritmo de PageRank se decidió incorporarlo dentro de esas consultas SQL de modo de obtener un resultado que pueda ser utilizado para la

visualización. Dentro de la consulta original se genera una tabla para los nodos y otra tabla para las relaciones, de esta manera el software realizado para la visualización obtiene dichos datasets y renderiza el grafo. Para incorporar el cálculo de PageRank, inicialmente se adecuaron ambas tablas para la utilización de la fórmula, y se necesitó de ciertas tablas temporales para el cálculo. Por un lado se computó el grado de salida de cada nodo *(Out Degree)*, es decir el número de enlaces que lo conectan con otros nodos. Luego se declara el *damping factor*, en nuestro caso 0.85, luego el conteo total de nodos, y se calcula el *PageRank inicial* de cada nodo, para después comenzar la iteración buscando cumplir con la sumatoria de la fórmula. El *damping factor* corresponde a un valor probabilístico que, aplicado al escenario de paginas web, pretende capturar la posibilidad de que un usuario continúe haciendo click en los links de una página en una sesión de navegación continua. Aquí este factor tienen un significado diferente, reintrepretado como el factor en el que se diluye la importancia de un individuo entre sus pares a través de una cadena de arcos. Actualmente estamos estudiando un valor apropiado en función de los datos existentes, puesto que el damping factor es esencialmente un valor empírico. En este trabajo optamos por usar el valor propio de la propuesta original del PageRank.

```
INSERT INTO #OutDegree
SELECT #Node.id, COUNT(#Edge.src)
FROM #Node
LEFT OUTER JOIN #Edge ON #Node.id = #Edge.src
GROUP BY #Node.id
DECLARE @dampingFactor float = 0.85
DECLARE @Node_Num int
SELECT @Node_Num = COUNT(*) FROM #Node
INSERT INTO #PageRank
SELECT #Node.id, rank = ((1 - @dampingFactor) / @Node_Num)
FROM #Node
INNER JOIN #OutDegree ON #Node.id = #OutDegree.id
DECLARE @Iteration int = 0
```

```
WHILE @Iteration < 50
BEGIN
--Iteration Style
SET @Iteration = @Iteration + 1
INSERT INTO #TmpRank
SELECT #Edge.dst, rank = ((1 - @dampingFactor) / @Node_Num)
+ (@dampingFactor * SUM(#PageRank.rank / #OutDegree.degree))
FROM #PageRank
INNER JOIN #Edge ON #PageRank.id = #Edge.src
INNER JOIN #OutDegree ON #PageRank.id = #OutDegree.id
GROUP BY #Edge.dst
END
```

Una vez finalizado el desarrollo de la fórmula, se procedió a realizar pruebas que corroboren el buen funcionamiento del código. Se realizaron ejemplos para pocos nodos con pocas relaciones, de manera tal que sea sencilla la verificación. Se muestra a continuación la Figura 6 que refleja la visualización de la ejecución de PageRank para 6 nodos. En cada nodo se muestra su posición de PageRank, y entre paréntesis el identificador de cada nodo. Como se puede observar el nodo central por el PageRank calculado es el referido al ID *145053*, cuyas relaciones con 3 nodos pesan sobre las relaciones que poseen el resto de los nodos visualizados en el grafo. Es interesante ver que éste individuo no es el que posee necesariamente la mayor cantidad de casos penales, pero es el más importante entre sus pares *de su propia red social* de contactos relacionados.

Detección de comunidades Una comunidad puede ser definida como un conjunto de nodos que están más densamente conectados entre ellos que con el resto de la red. La importancia de este planteamiento radica en que se espera que los nodos que están contenidos dentro de una misma comunidad compartan atributos, características comunes o relaciones funcionales [27]. En este trabajo se aprovecha el algoritmo SQL descrito con anterioridad en el cual se dividen

IdNodo	PageRank
145053	0,286845042094944
145262	0,199512347112651
116587	0,1910604814502
132310	0,109790233522352
123109	0,106270247927848
129137	0,106270247927848

Figura 6. Resultado de ejecución de PageRank para 6 nodos.

nodos y relaciones para ser luego visualizadas por la herramienta `Vis.JS`. En este sentido, nuestro enfoque se basa en la búsqueda de posibles personas que participen en bandas delictivas. Del origen de datos surge que para cada nodo pueden conocerse todas sus relaciones, de modo que podemos asignar a cada uno de esos nodos referentes un identificador de grupo ó cluster. Es posible entonces verificar para cada par de nodos, si pertenecen a un grupo en particular (uno de ellos será "referente" y podremos identificarlo), y de esta manera asignar a cada relación también un grupo determinado. Con ambas tablas (nodos y relaciones) actualizadas, es posible desde la herramienta de visualización, asignar colores a cada cluster, y así generar un grafo aún más práctico a la vista.

Si bien para la visualización se utiliza lenguaje JavaScript de la mano de la librería anteriormente mencionada `Vis.JS`, y los dataset se obtienen desde la Base de Datos del Sistema `Coirón` a través de consultas SQL, el software de estudio que toma los datos del dataset y los procesa para luego llamar a la librería de visualización, se encuentra desarrollado en lenguaje C Sharp de .Net Framework. A continuación se exhibe en la Figura 7 la misma visualización que se ha presentado con anterioridad en la Figura 4, pero ahora con la detección de grupos por color. Se puede observar que cada grupo o cluster de nodos comparte el mismo color para los enlaces internos.

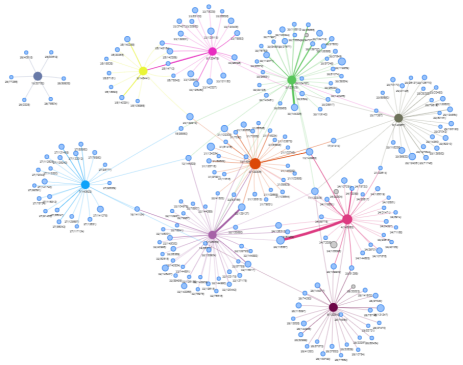


Figura 7. 10 personas con más casos en Coirón, con sus relaciones. Se agrega detección de comunidades por color.

Casos de estudio reales Se ejecutó el algoritmo también para casos de estudio real resueltos en el MPF, donde las bandas y sus líderes han sido identificados, y de esta manera validar la relevancia de la implementación. Como ejemplo a continuación se muestra la Figura 8, sobre el caso real de robo de LCDs mencionado en el capítulo anterior. Pudo validarse que todos los integrantes de la banda se encuentran en el centro del subgrafo, altamente relacionados con los nodos de colores, que reflejan a los de más valor de PageRank.

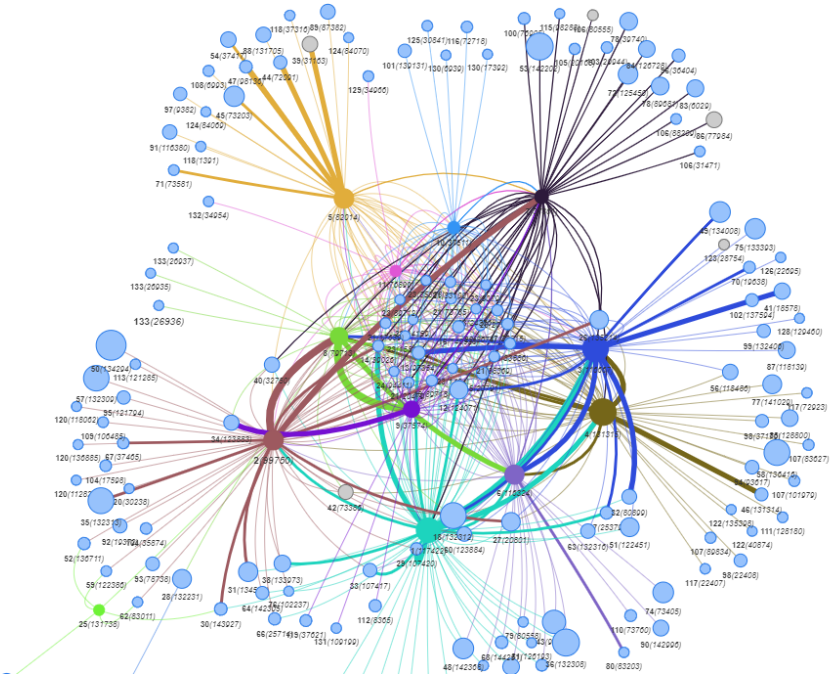


Figura 8. Resultado de ejecución de PageRank para el caso real de robo de LCDs.

Mejoras a PageRank - Peso a los enlaces La idea detrás de PageRank es que las "buenas" páginas hacen referencia a otras "buenas" páginas. Por lo tanto, las páginas a las que hacen referencia esas "buenas" páginas tienen un PageRank más alto. Suponiendo que un usuario navega por la Web de forma aleatoria, de modo que, si está en una página, con cierta probabilidad se aburre y abandona la página, o elige de manera uniforme y aleatoria seguir uno de los enlaces de la misma página en la que se encuentra (eliminando los autoenlaces). Por lo tanto, la probabilidad de estar en la página "p" es

$$PR(p) = \frac{q}{T} + (1-q)\sum_{i} \frac{PR(r_i)}{L(r_i)} \tag{2}$$

donde T es el número total de páginas, q es la probabilidad de salir de la página p (en el trabajo original de PageRank se sugiere $q = 0 : 15$), ri son las páginas que apuntan a la página p, y $L(ri)$ es el número de enlaces en la página ri. Estos valores se pueden usar como clasificación de páginas y se pueden calcular mediante un algoritmo iterativo que converge bastante rápido, ya que estamos interesados en el orden de clasificación en lugar de los valores reales. El término q se denomina factor de amortiguamiento, ya que disminuye exponencialmente el spam de enlaces basado en secuencias de enlaces que regresan a una página.

De aquí surge una variante al algoritmo de PageRank original de Google, llamada WLRank propuesta en el trabajo de Ri Baeza-Yates y Emilio Davies [?].

WLRank (Weighted Links Rank) asigna el valor de clasificación $R(i)$ a la página i usando las siguientes ecuaciones:

$$R(i) = \frac{q}{T} + (1 - q) \sum_j \frac{W(j,i)R(j)}{\sum_k W(j,k)} \tag{3}$$

$$W(j,i) = L(j,i)(c + T(j,i) + AL(j,i) + RP(j,i)) \tag{4}$$

donde dado un enlace de la página j a la página i se tiene:

$L(j;i)$ es 1 si el enlace existe, o 0 en caso contrario, y c es una constante que da un peso base a cada enlace, $T(j;i)$ es un valor que depende de la etiqueta donde se inserta el enlace, $AL(j;i)$ es la longitud del texto "ancla" del enlace dividida por una constante d que depende que estima la longitud promedio del texto ancla en caracteres, y $RP(j;i)$ es la posición relativa del enlace en la página ponderado por una constante b.

Al igual que en PageRank, $R(i)$ corresponde a la probabilidad de llegar a la página i mientras navega por la Web. Si $W(j;i) = L(j;i)$ tenemos el PageRank original. Los cambios se explican a continuación. El término $T(j;i)$ es una secuencia de constantes dependiendo de la etiqueta donde se encuentre el enlace. Por ejemplo, si el enlace está dentro de una etiqueta $< h1 >$, tendrá un valor alto de $T(j;i)$, un poco menos para $< h2 >$, etc. Lo mismo para otras etiquetas de énfasis como $< strong >$ o $< b >$.

El término $AL(j;i)$ da más valor a los enlaces en los que el creador explica con más detalle a qué recurso Web se está enlazando. Por ejemplo, esto le da menos peso a los enlaces descritos con home o aquí. Finalmente, el término $RP(j;i)$ da más peso a los enlaces que están al principio de la página que al final de la página (físicamente en el código HTML, no necesariamente en la vista del navegador).

Gracias a esta mejora sobre la fórmula original de PageRank es posible entonces darle mayor consideración en la fórmula a aquellos enlaces que tienen más pesos que otros.

Se procedió a adecuar nuestra fórmula de modo de contemplar los pesos en los enlaces y de esta forma realizar ciertas pruebas simples que comprueben que la modificación realizada consigue ajustar a nuestro modelo en una mejora respecto al algoritmo de PageRank original.

A continuación en la Figura 9 se muestra el ejemplo de 6 nodos mostrado con anterioridad en donde se puede observar el resultado ponderando los enlaces.

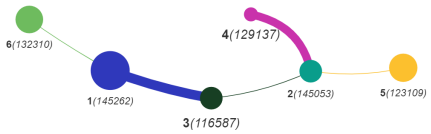


Figura 9. Resultado de ejecución de PageRank para 6 nodos con modificación WL-Rank.

Se puede apreciar a simple vista que ahora al tener peso las relaciones en la fórmula el resultado es mucho más preciso, existen muchos casos en cómun entre 145262 y 116587, lo que justifica la modificación en el ranking general. El nodo 145262 tiene 1 caso en cómún con 132310 y 18 con 116587, un total de 19 relaciones a ese nodo. Por otra parte el nodo que quedó en segunda posición en el ranking (145053), tiene un total de 15 enlaces provenientes de 13 casos en común con el nodo 129137 y de 1 caso en cómun con el nodo 116587 y con el nodo 123109.

Mejoras a PageRank - Peso a los nodos Como se mencionó en el punto anterior, el algoritmo de PageRank en su versión original, no hace valorar al peso de los enlaces (tema propuesto y resuelto con anterioridad), ni el peso de los nodos. Este último es otro punto muy importante a la hora de evaluar a los individuos en los grafos resultantes, como así también a la hora del posible descubrimiento de una supuesta banda delictiva.

Es casi imposible evaluar y calificar de banda delictiva a individuos que tengan un bajo grado de relación entre sí, y que además cada uno tenga como antecedente penal un número pequeño de casos en su haber.

Para ello, se procedió del mismo modo que con los pesos en los enlaces, a modificar la fórmula original de PageRank en pos de obtener un resultado más significativo y darle más importancia en el grafo a aquellos nodos que tengan más casos (más tamaño en el grafo), cuando se encuentren relacionados con otros con la misma cantidad de relaciones. El objetivo principal de dicha modificación es generar un desempate de valor de ranking para aquellos nodos que en el algoritmo original de pagerank obtengan igual puntaje. Ante una situación de igualdad de ranking, el nodo que tenga un mayor tamaño quedará con un mayor valor ponderado.

No se encontró bibliografía dedicada que aporte datos para aplicar a la fórmula, por lo que se realizó en base a lo ya estudiado una modificación propia.

Para comenzar con la ponderación del peso de los nodos, se identifica primero al nodo con mayor peso en el grafo, y luego sobre el resultado de la fórmula de PageRank se procede a sumar un nuevo valor empírico que surge de dividir el tamaño de cada nodo por el tamaño de mayor peso ya calculado, para luego multiplicarlo por el valor de PageRank anteriormente calculado. Cada nuevo valor de ranking sobre cada nodo es sobreescrito y pasa a ser el valor final. A continuación se detalla el algoritmo SQL de actualización.

```
1

DECLARE @NodeMax float
SELECT @NodeMax = MAX(n.nodeValue) FROM #Node n
IF(@pesoEnNodos = 1)
BEGIN
UPDATE PR
SET rank = rank + ( (#Node.nodeValue/@NodeMax) * rank )
FROM #PageRank PR
INNER JOIN #Node ON PR.id = #Node.id
end
```

En donde *Node* es la tabla de los Nodos, $nodeValue$ es el peso de cada nodo, $NodeMax$ se obtiene como el máximo valor de peso de la tabla de Nodos, y *rank* es el valor previo de PageRank. Al realizar el SET se produce la actualización de cada Ranking para cada nodo.

A continuación se muestra en la Figura 10 el mismo ejemplo de 6 nodos mostrado con anterioridad en donde se puede observar el resultado ponderando sólo los nodos.

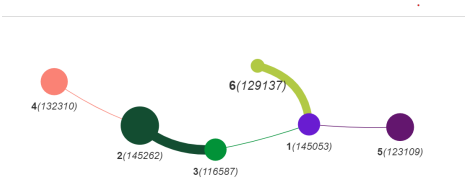


Figura 10. Resultado de ejecución de PageRank para 6 nodos con modificación en peso de Nodos.

En el mismo es posible observar comparando la ejecución de PageRank, que mantiene el resultado principal de la fórmula original, pero para los casos de nodos con "empate" de ranking, ahora ponderará con mayor valor al que posea un peso mayor. Los nodos 129137 y 123109 que en el algortimo original compartían el quinto lugar en el ranking, ahora pueden diferenciarse por su tamaño (cantidad de casos penales de cada persona). El nodo 123109 posee 68$casospenales$ asociados, quedando en quinto lugar, mientras que el nodo 129137 se encuentra vinculado a 47$casospenales$, por lo que queda relegado al sexto lugar en el ranking de este grafo.

Por último se muestra en la Figura 11 el mismo ejemplo, pero ahora con ambas modificaciones aplicadas a la fórmula original de PageRank.

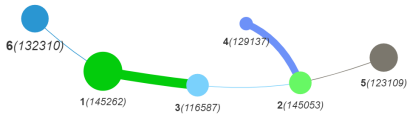


Figura 11. Resultado de ejecución de PageRank para 6 nodos con modificación WL-Rank y la modificación propia en peso de Nodos.

7. Conclusiones y trabajos futuros

Se ha presentado una propuesta de estudio de las técnicas y metodologías actuales de análisis inteligente de datos y visualización para la asistencia en la investigación criminal. Todo ello a partir de los registros de actividades delictivas, sus autores y las relaciones de datos que pueden derivarse a partir de ellas. Fue de especial interés la identificación de redes ilegales, tales como bandas delictivas o criminales para propender a una persecución penal inteligente.

Del estudio propuesto, como se explicó en los capítulos anteriores, se desarrolló un módulo de software como herramienta gráfica para visualizar la red de grupos de pertenencia de los actores delictuales, incorporando un algoritmo de PageRank para reflejar aquellas personas importantes y Detección de comunidades asignándole colores a cada grupo/cluster de nodos.

Luego de ello se pudo identificar que no era suficiente el algoritmo de PageRank a la hora de evaluar las posibles bandas delictivas, ya que en el mismo no se tienen en cuenta los pesos propios de cada nodo y cada enlace. Para mejorar el algoritmo se procedió a incorporar a la formula original las ponderaciones necesarias tanto para hacer valer el peso de los nodos como así también el de los enlaces.

El desarrollo de software se implementó en el mismo Ministerio Público Fiscal, del cual se tomaron los datos para generar los datasets de pruebas. De esta manera se ha logrado no sólo estudiar las técnicas y metodologías expuestas, sino también alcanzar la puesta en producción y uso de la herramienta, por los propios actores de la investigación.

Las primeras impresiones de aquellos especialistas de investigaciones penales han sido muy satisfactorias y permiten evaluar a este trabajo como el inicio de futuros desarrollos visuales para el apoyo a la toma de decisiones en la investigación penal. Actualmente se continúa trabajando en el desarrollo de la aplicación de visualización. Se pretende modificar la fórmula original de PageRank, enriqueciéndola con información adicional según los registros judiciales. Por ejemplo, la posibilidad de darle mayor ranking inicial a aquellos nodos que tengan un peso mayor que otros según los registros. También sería interesante hacer lo mismo con el peso que poseen los enlaces entre nodos, ya que no es lo mismo una relación de 2 casos penales en común entre dos personas, que una

de 18 casos en común. De esta manera lograríamos darle más ranking también a aquellos nodos que estén relacionados con otros, en mayor cantidad de casos penales. Esto es sin duda relevante para la investigación criminal basada en antecedentes penales. También se buscará profundizar sobre diversos algoritmos de centralidad. Existen algunas nociones que son de relevancia para la identificación de la importancia de una persona en la red inducida por las causas penales. Por ejemplo, *betweenness centrality*, que modela la medida en que un nodo en particular se encuentra entre otros nodos en una red, o *closeness centrality*, que es la inversa de la suma de los caminos más cortos (geodésicas) que conectan un nodo particular con todos los demás nodos de una red [34]. De manera similar, *eigenvector centrality*, es otra forma de asignar la centralidad a un actor de la red basado en la idea de que si un nodo tiene muchos vecinos centrales, también debería ser central.

Referencias Bibliográficas

1. Bichler, G., Malm, A., Enriquez, J.: Magnetic facilities: identifying key juvenile convergence places with social network analysis. Crime Delinq **60**(7), 971–998 (2014)
2. Bichler, G., Malm, A.: Small arms, big guns: a dynamic model of illicit market opportunity. Global Crime **14**(2-3), 261–286 (2013)
3. Bouchard, M., Amirault, J.: Advances in research on illicit networks. Global crime **14**(2-3), 119–122 (2013)
4. Bright, D.A., Greenhill, C., Reynolds, M., Ritter, A., Morselli, C.: The use of actor-level attributes and centrality measures to identify key actors: A case study of an australian drug trafficking network. Journal of contemporary criminal justice **31**(3), 262–278 (2015)
5. Brin, S., Page, L.: The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine. Computer networks and ISDN systems **30**(1-7), 107–117 (1998)
6. Burcher, M.: Social network analysis and law enforcement: Applications for intelligence analysis. Springer (2020)
7. Carley, K.M.: Destabilization of covert networks. Computational & Mathematical Organization Theory **12**(1), 51–66 (2006)
8. Chen, H., Atabakhsh, H., Tseng, C., Marshall, B., Kaza, S., Eggers, S., Gowda, H., Shah, A., Petersen, T., Violette, C.: Visualization in law enforcement. In: CHI'05 extended abstracts on Human factors in computing systems. pp. 1268–1271 (2005)
9. Colladon, A.F., Remondi, E.: Using social network analysis to prevent money laundering. Expert Systems with Applications **67**, 49–58 (2017)
10. Décary-Hétu, D.: Information exchange paths in irc hacking chat rooms. Crime and Networks. New York: Routledge pp. 218–230 (2014)
11. Décary-Hétu, D., Dupont, B.: The social network of hackers. Global Crime **13**(3), 160–175 (2012)
12. Décary-Hétu, D., Dupont, B.: Reputation in a dark network of online criminals. Global Crime **14**(2-3), 175–196 (2013)
13. Dubinsky, E.: Mathematical structures for computer science. by judith l. gersting. The American Mathematical Monthly **91**(6), 379–381 (1984)
14. Feng, M., Zheng, J., Ren, J., Hussain, A., Li, X., Xi, Y., Liu, Q.: Big data analytics and mining for effective visualization and trends forecasting of crime data. IEEE Access **7**, 106111–106123 (2019)

15. Finckenauer, J.O.: Problems of definition: what is organized crime? Trends in organized crime **8**(3), 63–83 (2005), https://doi.org/10.1007/s12117-005-1038-4
16. Fiscal, M.P.: Página web. https://www.mpfchubut.gov.ar/
17. Franceschet, M.: Pagerank: Standing on the shoulders of giants. Communications of the ACM **54**(6), 92–101 (2011)
18. Giommoni, L., Aziani, A., Berlusconi, G.: How do illicit drugs move across countries? a network analysis of the heroin supply to europe. Journal of Drug Issues **47**(2), 217–240 (2017)
19. Göbel, F., Jagers, A.: Random walks on graphs. Stochastic processes and their applications **2**(4), 311–336 (1974)
20. Harper, W.R., Harris, D.H.: The application of link analysis to police intelligence. Human Factors **17**(2), 157–164 (1975)
21. Jornada, D.: Caso de estudio real. https://www.diariojornada.com.ar/57375/policiales/Como_era_el_trabajo_de_la_banda_de_los_LCD_que_fue_desbaratada_esta_semana_en_Trelew
22. Klerks, P.: The network paradigm applied to criminal organisations: Theoretical nitpicking or a relevant doctrine for investigators? recent developments in the netherlands. Connections **24**(3), 53–65 (1999)
23. Krebs, V.E.: Mapping networks of terrorist cells. Connections **24**(3), 43–52 (2002)
24. Lauchs, M., Keast, R., Yousefpour, N.: Corrupt police networks: uncovering hidden relationship patterns, functions and roles. Policing & society **21**(1), 110–127 (2011)
25. Lin, J., Dyer, C.: Data-intensive text processing with mapreduce. Synthesis Lectures on Human Language Technologies **3**(1), 1–177 (2010)
26. M., K.R.P., Mohan, A., Srinivasa, K.G.: Practical social network analysis with python. Computer Communications and Networks, Springer International Publishing, Basel, Switzerland, 1 edn. (aug 2018)
27. Ma, X., et al.: Exploring sharing patterns for video recommendation on youtube-like social media. Multimedia Systems **20**(6), 675–691 (2014)
28. Malm, A., Bichler, G.: Networks of collaborating criminals: Assessing the structural vulnerability of drug markets. Journal of research in crime and Delinquency **48**(2), 271–297 (2011)
29. Mathew, A., Mary Jose, A., Sabu, C., Raj, A., et al.: Criminal networks mining and visualization for crime investigation. Caniya and P, Mufeed and Raj, Asha, Criminal Networks Mining and Visualization for Crime Investigation (July 8, 2021) (2021)
30. McGloin, J.M.: Policy and intervention considerations of a network analysis of street gangs. Criminology & Public Policy **4**(3), 607–635 (2005)
31. Medina, R.M.: Social network analysis: a case study of the islamist terrorist network. Security Journal **27**(1), 97–121 (2014)
32. Morselli, C.: Hells angels in springtime. Trends in organized crime **12**(2), 145–158 (2009)
33. Morselli, C.: Assessing vulnerable and strategic positions in a criminal network. Journal of Contemporary Criminal Justice **26**(4), 382–392 (2010)
34. Newman, M.E.: A measure of betweenness centrality based on random walks. Social networks **27**(1), 39–54 (2005)
35. Page, L., Brin, S., Motwani, R., Winograd, T.: The pagerank citation ranking: Bringing order to the web. Tech. rep., Stanford InfoLab (1999)
36. Qin, J., Xu, J.J., Hu, D., Sageman, M., Chen, H.: Analyzing terrorist networks: A case study of the global salafi jihad network. In: International Conference on Intelligence and Security Informatics. pp. 287–304. Springer (2005)

37. Rua, G., González, L.: Sistemas judiciales: Una perspectiva integral sobre la administración de justicia. Análisis criminal en América Latina **23** (2020)
38. Scott, J., Carrington, P.J.: The SAGE handbook of social network analysis. SAGE publications (2011)
39. Soudijn, M.R.: Using strangers for money: A discussion on money-launderers in organized crime. Trends in organized crime **17**(3), 199–217 (2014)
40. Stollenwerk, E., Dörfler, T., Schibberges, J.: Taking a new perspective: mapping the al qaeda network through the eyes of the un security council. Terrorism and Political Violence **28**(5), 950–970 (2016)
41. visjs: Página web. `https://visjs.org/`
42. Wasserman, S., Faust, K., et al.: Social network analysis: Methods and applications (1994)
43. Xu, J., Chen, H.: Criminal network analysis and visualization. Communications of the ACM **48**(6), 100–107 (2005)