



**USO DE TÉCNICAS DE
MACHINE LEARNING PARA
LA DETECCIÓN DE FRAUDES
EN LOS CONTRATOS DE
OBRAS PÚBLICAS**

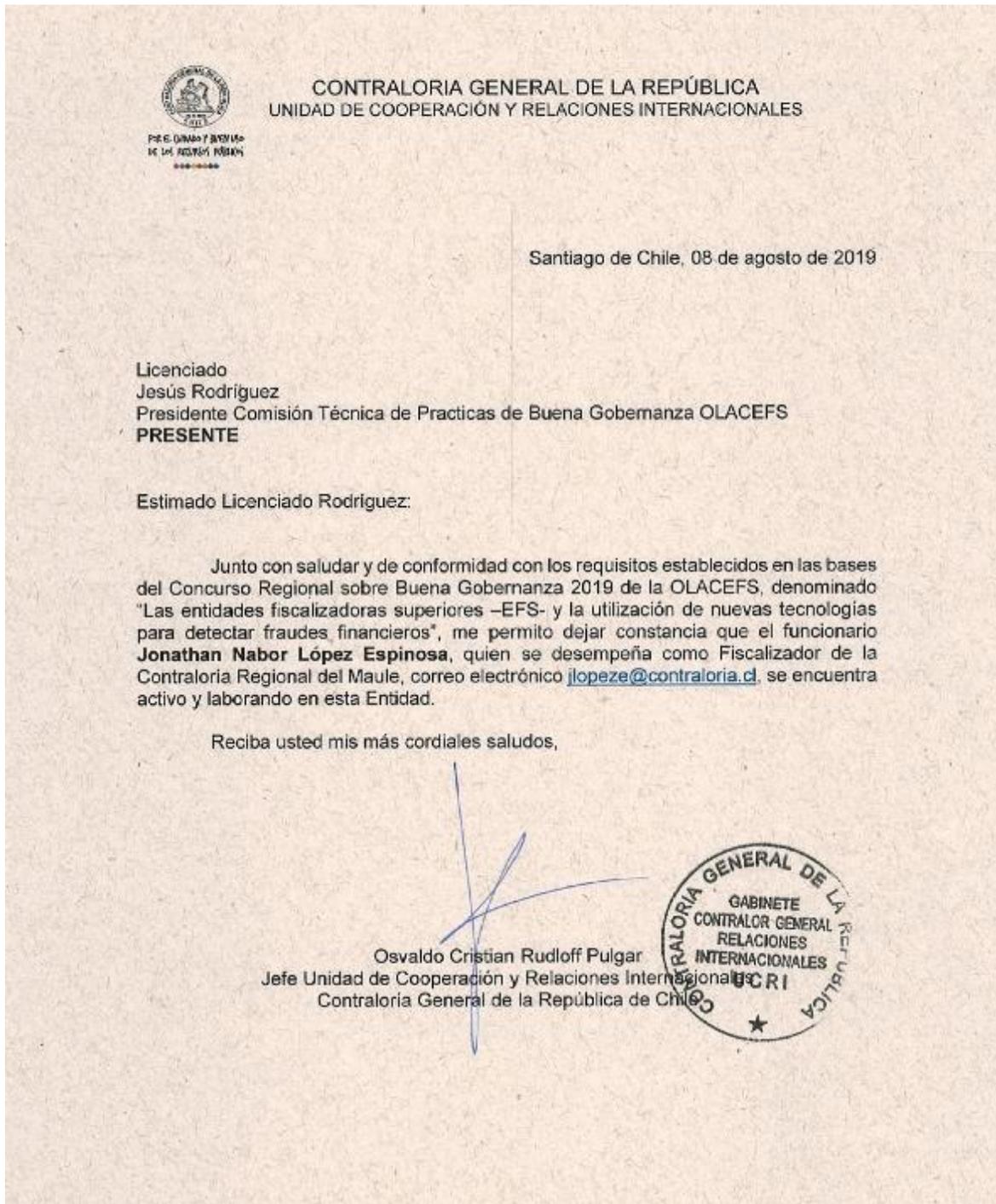
CONCURSO OLACEFS 2019

LAS EFS Y LA UTILIZACIÓN DE NUEVAS
TECNOLOGÍAS PARA DETECTAR FRAUDES
FINANCIEROS

JONATHAN NABOR LÓPEZ ESPINOSA

CONTRALORÍA GENERAL DE LA REPÚBLICA DE CHILE
PAÍS QUE REPRESENTA : CHILE
CORREO ELECTRÓNICO: JNLOPEZ1@UC.CL
TELÉFONO : (56 2) 3240 3238

- Constancia emitida por EFS que representa



ÍNDICE

I.	Introducción	4
II.	Objetivos de la investigación.....	6
III.	Revisión de literatura	6
IV.	Desarrollo de la investigación	8
1.	Regulación en la legislación chilena, la comisión de fraude y antecedentes de impacto.....	8
1.1.	Marco jurídico chileno en materia de fraude	8
1.2.	Estudio de caso de fraude en Chile - El escándalo MOP-GATE	9
2.	¿En qué consiste la evolución de la teoría del fraude?.....	11
2.1.	La teoría del triángulo del fraude.....	11
2.2.	Una nueva arista, teoría del diamante del fraude	13
3.	¿Qué actitud debería tomar el Auditor para prevenir y/o detectar un fraude?.....	14
4.	¿Cómo pueden utilizarse nuevas tecnologías para detectar fraudes financieros en las fiscalizaciones que realizan las EFS?	15
5.	Tendencias respecto de la utilización, de acuerdo a la forma de administración, de los modelos de datos y beneficios que conlleva la utilización de tecnologías de información para detectar fraudes financieros. Evolución de los mismos.....	16
5.1.	Inteligencia Artificial al servicio de las EFS	16
5.2.	Machine Learning.....	17
5.3.	Una mirada al futuro. <i>Deep learning</i> y redes neuronales	19
6.	Metodología y procedimientos de auditoría mínimos que las EFS deberán realizar mediante la utilización de tecnologías para detectar fraudes financieros	21
6.1.	Propuesta de Sistema de control administrativo y detección de fraudes en contratos de obras públicas: CENTINELA	21
7.	Ventajas en la utilización de nuevas tecnologías para detectar fraudes financieros en el proceso de auditoría realizada por una EFS.....	26
V.	Conclusiones.....	30
VI.	Referencias.....	31
VII.	Bibliografía	32
VIII.	ANEXO	33

Resumen

Propuesta de sistema de control y detección de fraudes en contratos de obras públicas, que aprovecha la revisión de actos administrativos que hace la Contraloría General de la República de Chile a través del Trámite de Toma de Razón. Se plantea en primer lugar; un sistema de recopilación de “datos críticos” de proyectos de construcción con el fin de controlar las variables que podrían perjudicar su desarrollo. La segunda fase de la propuesta es utilizar los datos obtenidos como fuente de información para implementar un sistema basado en técnicas de machine learning, que ayude en el proceso de toma de decisiones de auditoría y en la detección de irregularidades o anomalías que sean indicios de algún tipo de fraude.

I. Introducción

Cada cierto tiempo, es común que por los medios de comunicación y prensa escrita nos enteremos de algún caso de fraude. Dándonos a conocer los detalles de la forma en que se realizaba el ilícito, los involucrados y los montos defraudados, que al final de cuentas, es el factor que causa más impacto en la opinión pública. En efecto, la extensión y la magnitud de los fraudes y la corrupción asociada, perjudican gravemente la confianza de la ciudadanía y pueden dañar a distintos sectores económicos.

En cualquier parte del mundo pueden ocurrir fraudes, nadie está exento. Instituciones privadas, como bancos, casas comerciales, inversionistas, grandes empresas o pymes; asimismo las entidades del sector público pueden verse afectadas por la acción de sujetos u organizaciones que buscan obtener beneficios a costa de los recursos del Estado.

Dentro de los esfuerzos para prevenir y detectar actos irregulares, podemos mencionar la teoría del triángulo del fraude. Propuesta por el sociólogo y criminólogo estadounidense Donald Cressey, quien postuló que cualquier individuo podría llegar a cometer un fraude, dejando de lado su comportamiento ético, si se da la concurrencia de tres factores: presión, oportunidad y racionalización.

Ahora bien, en el nuevo milenio se ha planteado la incorporación de nuevos factores a la teoría de Cressey, los que se justificarían debido a la evolución natural de las instituciones y de los perfiles profesionales de los empleados. En efecto, los sujetos están cada vez mejor preparados y cuentan con acceso ilimitado a la información gracias a la globalización producida por Internet. Ante este panorama, se propuso la incorporación como una nueva arista en la geometría del fraude, el factor “capacidad y/o conocimiento” de los individuos que cometen este tipo de delitos, extendiéndose la idea de Cressey a la “teoría del diamante del fraude”.

Gracias a estas conjeturas, las entidades de control han podido establecer medidas de prevención y detección de fraudes, al considerar las variables que afectan a los individuos y analizando las zonas de riesgo que se pueden originar en los procesos de la institución. No obstante, estamos viviendo un cambio tecnológico importante, tanto así que se reconoce como una cuarta revolución industrial, basada en los datos y la información. El futuro llegó hace rato.

Se denomina Big Data a todo lo relacionado con la gestión de volúmenes de datos descomunadamente grandes, tanto así que los métodos tradicionales de manejo de datos (minería de datos) ya quedaron obsoletos. Pero el Big Data es solo la punta de lanza de esta revolución informática, fue la señal de alerta para que todo tipo de organización se preocupara de gestionar los datos de una manera acorde a las dimensiones del Big Data y no desperdiciar esta nueva forma de generar información. Los datos deben ser considerados como un activo corporativo, quien no tenga datos quedará fuera del juego.

Aún es difícil dimensionar la importancia de la gestión de los datos, lo valioso de recopilar y registrar la mayor cantidad de datos desde distintas fuentes, aunque esto se convierta en una tarea engorrosa que entorpece la forma actual en que se realizan los procesos de la organización. Por el contrario, hay que ser optimista y pensar que de alguna u otra forma los datos recolectados serán de utilidad en el futuro, son pequeñas piezas de un gran puzzle que nos mostrará la información que necesitamos.

En efecto, esta visión futurista no es algo tan utópico. El desarrollo de la Inteligencia Artificial, IA, es la segunda oleada de esta cuarta revolución tecnológica que busca sacar provecho a todos los datos acumulados durante años, utilizándolos para conseguir los propósitos de las organizaciones. Para esto, surge como respuesta a estos desafíos una rama de investigación de la IA denominada machine learning, ML, la que ayuda a crear programas de software capaces de generalizar comportamientos a partir de los datos por medio de procesos de aprendizaje, que pueden ser guiados o automáticos.

Una de las principales ventajas del Big Data y los avances en Inteligencia Artificial, es que son de uso abierto (open source), colaborativos y relativamente económicos. Por lo tanto, generar bases de datos o conseguir algoritmos no es algo imposible por restricciones económicas o tecnológicas, están a disposición de cualquiera persona que desee usarlos y sin discriminar si el uso dado será en beneficio de la sociedad o para cometer un fraude. Consecuentemente, las EFS tienen el deber de estar a la altura de las circunstancias, de lo contrario serán burlados y superados por el fraude y la corrupción apoyados en los avances tecnológicos.

El presente trabajo trae consigo una propuesta para el uso práctico del machine learning en la prevención y detección de fraudes en contratos de obras públicas. El entorno de los contratos de construcción es uno de los más susceptibles de ser afectados por el fraude. Recordado es el caso de la constructora Odebrecht, una de las constructoras más grande de Latinoamérica, que de acuerdo a lo publicado por el Departamento de Justicia de Estados Unidos, pagó aproximadamente unos USD788 millones en sobornos para la obtención de contratos asociados a más de 100 proyectos en doce países y obteniendo beneficios de USD 3.336 millones.

Ahora bien, no es una quimera pretender prevenir y detectar estos ilícitos. Sobre todo si se consigue utilizar la capacidad de reconocimiento de patrones que tienen algunos algoritmos usados en el desarrollo de la Inteligencia Artificial, que aprovecha y se nutre de los datos obtenidos previamente. Es decir, la conjunción del big data y el estudio de la inteligencia artificial, pueden ser de utilidad en el propósito de evitar que ocurran fraudes.

Particularmente, la Contraloría General de la República de Chile podría aprovechar el manejo de antecedentes de los proyectos de construcción para la recolección de datos por medio del Trámite de Toma de Razón. Este trabajo plantea un modelo de recolección y registro de “datos críticos” de las etapas de adjudicación y liquidación de los proyectos, para luego efectuar el análisis de estos con herramientas de machine learning. De esta manera sería posible establecer un tipo de control administrativo a distancia de los proyectos revisados, y cuando corresponda, generar señales de alerta de actos irregulares o fraudulentos por medio del uso del machine learning.

II. Objetivos de la investigación

- Presentar definiciones y teorías que nos permitan entender el concepto de fraude.
- Mostrar los esfuerzos institucionales para prevenir y detectar el fraude, a través del marco jurídico chileno que aborda esta problemática.
- Efectuar una breve reseña sobre la teoría del triángulo del fraude y la nueva arista que lo convierte en el “diamante” del fraude.
- Describir en que consiste el campo de investigación de la Inteligencia Artificial. Presentar el machine learning y el deep learning como ramas de la inteligencia artificial que nos podrían ayudar en la prevención y detección de fraudes.
- Plantear una manera práctica de utilizar la tecnología Machine Learning, para la detección de fraudes financieros en los contratos de obras públicas, por medio del análisis de datos recogidos en el trámite de Toma de Razón que efectúa la CGR.

III. Revisión de literatura

La prevención y detección del fraude es un objetivo primordial en toda tipo de organización, porque de esta forma se logra evitar los perjuicios que podría provocar a la institución; o como en el caso de las EFS, por ser una función encomendada por ley. Para esto, en primer lugar vamos a describir que entienden por fraude distintos organismos internacionales (Zayas, 2016).

Según la Association of certified fraud examiners, ACFE, el fraude es cualquier actividad o acción con el propósito de enriquecimiento personal a través del uso inapropiado de recursos o activos de una organización por parte de una persona.

Para la American Institute of certified Public accountants, AICPA, el fraude es el uso de acciones que buscan presentar ante los inversionistas, analistas y/o mercado, una situación no realista de la compañía con el fin de cumplir con las expectativas de algún o algunos de los grupos de interés.

De acuerdo a The Institute of internal auditors, IIA, el fraude es cualquier acto ilegal caracterizado por el engaño, el ocultamiento o la violación de la confianza. Los fraudes son perpetrados por individuos y organizaciones para obtener dinero, propiedades o servicios, evitar pagos o pérdidas de servicios, asegurar una ventaja personal o del negocio.

Por lo que se refiere a la auditoría en el sector público, la Organización Internacional de Entidades Fiscalizadoras Superiores, INTOSAI, entrega directrices para la función del auditor por medio de la ISSAI 1240: Obligaciones del auditor en relación con el fraude en una auditoría de estados financieros (Faura, 2016).

Ahora bien, respecto del impacto de las nuevas tecnologías, se tiene que el informe “Bots, machine learning, servicios cognitivos: Realidad y perspectivas de la inteligencia Artificial en España, 2018” de Alfonso Cossio, menciona que la mayoría de negocios no tienen implantados sistemas de inteligencia artificial o se encuentran en fases de desarrollo poco maduras, pero casi todos los directivos de las compañías perciben que la inteligencia artificial es una herramienta fundamental para obtener una ventaja competitiva. Por otra parte, se prevé que gracias al desarrollo de nuevos algoritmos, emergerán modelos de negocios disruptivos que forzarán a las empresas a comprender que la transformación digital no es tan solo una tendencia sino que es esencial para seguir siendo competitivo.

Por su parte, respecto de la relación de los avances tecnológicos y el sector público, el ensayo “Inteligencia artificial, robótica y modelos de Administración Pública” de Carles Ramió Matas, señala que es imprescindible que las instituciones públicas adopten estrategias proactivas, que aprovechen la revolución tecnológica no solo para renovar su capacidad técnica sino para solventar la mayor parte de sus problemas conceptuales y organizativos. El objetivo es ir más allá de la simple digitalización e innovación tecnológica y aprovechar el paradigma tecnológico para ordenar los distintos modelos y culturas de la Administración, y así lograr una mayor fortaleza institucional.

En general encontramos en la literatura una posición optimista respecto de implementar las nuevas tecnologías en las organizaciones, y que estas deben definir sus aplicaciones de acuerdo a sus necesidades (EFS detección de fraudes), consecuentemente al referido texto de Cossio, cuando indica que la inteligencia artificial deja de ser algo propio de las películas de ciencia ficción para convertirse en algo real y abre una nueva era de colaboración entre humanos y máquinas con el objetivo de predecir y satisfacer las necesidades.

IV. Desarrollo de la investigación

1. Regulación en la legislación chilena, la comisión de fraude y antecedentes de impacto

1.1. Marco jurídico chileno en materia de fraude

Al entender el fraude como un engaño, son variadas las dimensiones afectadas por este tipo de delito. En efecto, lo amplio de la definición provoca que en diversas actividades humanas existan personas que siempre usen el acto de engañar con la intención de obtener una ventaja, evitar una obligación o causar una pérdida a otra parte. No obstante, el ordenamiento jurídico debe abarcar la mayor cantidad posible de situaciones relacionadas con el fraude, como las que a continuación serán presentadas y que guardan relación con el objetivo de este trabajo.

En primer lugar, y en términos generales, el Código Civil chileno considera el delito de estafa como la defraudación económica con ánimo lucrativo a otro, atribuyéndose poder, influencias o créditos supuestos, aparentando bienes, empresas o valiéndose de cualquier otro engaño semejante, considerando penas de presidio y/o multas acorde a los montos asociados a la apropiación (Cavada, 2017).

Asimismo, los delitos tributarios se encuentran tipificados en el artículo 97 y siguientes del Código Tributario, siendo sancionados con penas corporales y/o pecuniarias, o con penas administrativas. Por su parte, la Ley de Mercado de Valores, ley N° 18.045, de 1981, considera sanciones para los delitos indicados en el título XI de esta norma, entre los que se encuentran delitos de falsedad (divulgación de noticias falsas), delitos relacionados con vulneración de requisitos para participar en el Mercado de Valores de Oferta Pública, delitos relacionados con revelación y uso de información privilegiada, y otros delitos relacionados con fraudes.

Dentro del marco jurídico que se describe, cabe destacar la Ley de Responsabilidad Penal de las Personas Jurídicas, ley N° 20.393, de 2009, la cual establece, tal como su nombre lo indica, la responsabilidad penal de las personas jurídicas en los delitos de lavado de activos, financiamiento de terrorismo y delitos de cohecho a un empleado público nacional o extranjero.

Otro importante cuerpo legal es la Ley N° 19.913, de 2003, la que crea la Unidad de Análisis Financiero, UAF, y modifica diversas disposiciones en materia de lavado y blanqueo de activos, esto con el objetivo de prevenir e impedir la utilización del sistema financiero y de otros sectores de la actividad económica para la comisión de los delitos establecidos en el artículo 27 de esta ley, como la ocultación del origen ilícito de determinados bienes que provienen directa o indirectamente de la perpetración de hechos constitutivos de alguno de los delitos contemplados en los

referidos, título XI de la ley N° 18.045 sobre mercado de valores, el artículo 97 del Código Tributario, entre otros más.

La UAF se constituye como un servicio público descentralizado, con personalidad jurídica y patrimonios propios, que cuenta entre sus atribuciones con solicitar, verificar, examinar y archivar la información proporcionada por los bancos e instituciones financieras, los corredores de bolsa y los agentes de valores, entre otros, sobre operaciones sospechosas advertidas en el ejercicio de sus actividades. Asimismo, el artículo 2° de esta ley, establece que las superintendencias y los demás servicios y órganos públicos señalados en el inciso segundo del artículo 1° de la ley N° 18.575, orgánica constitucional de Bases Generales de la Administración del Estado, estarán obligados a informar sobre operaciones sospechosas que adviertan en el ejercicio de sus funciones.

Para la colaborar en la detección de la comisión de fraudes, la UAF publicó la Guía de Señales de Alerta Indiciarias de Lavado o Blanqueo de Activos para el Sistema Financiero y Otros Sectores, con el propósito de que las entidades privadas y públicas en general, adopten las medidas preventivas necesarias para evitar el lavado de activos y/o sean reportadas las operaciones sospechosas.

De acuerdo a esta Guía de Señales de Alertas existen innumerables operaciones y transacciones que posibilitan el proceso de blanqueo de activos. Sin embargo, es posible sostener que el carácter sospechoso de una transacción proviene ya sea, de la forma inusual en que se realiza, en relación al comportamiento habitual del cliente, o bien de la naturaleza misma o de las características propias de la operación.

1.2. Estudio de caso de fraude en Chile - El escándalo MOP-GATE

Si bien acabamos de describir en parte los esfuerzos que hace el Estado de Chile por medio de su legislación para prevenir y castigar los actos ilícitos. Estas normativas han ido evolucionando conforme han salido a la luz pública casos de defraudación tanto en el ámbito privado como en el sector público. A través de la historia se ha visto como entidades bancarias, sociedades de inversión, ministerios e incluso las fuerzas armadas han sido víctimas de fraudes llevados a cabo por empleados, operadores o altos funcionarios, demostrando así que el fraude puede ser perpetrado en cualquier institución pública o privada.

En septiembre del año 2000, la señora Sara Oliva, secretaria de la consultora Gestión Ambiental Territorial S.A., GATE, denunció que fue secuestrada por delincuentes y obligada a girar \$190 millones de pesos de la cuenta de la empresa en la que trabajaba. Una vez iniciada la investigación policial, se advirtieron contradicciones en la versión de los hechos descritos por la afectada, restándole consistencia a su declaración, tanto así, que finalmente confesó que todo había sido un engaño que ella había planeado para quedarse con el dinero. Lo que no se esperaba, fue que tras ser detenida por la policía, Sara Oliva denunciara que GATE era una empresa ficticia destinada a desviar fondos fiscales a campañas políticas,

destapándose de esta forma uno de los escándalos de fraude más recordados en Chile, que incluso involucraría al candidato presidencial de ese entonces, Ricardo Lagos Escobar (diario La Tercera, 2002).

La investigación del caso reveló que efectivamente existían irregularidades en los contratos adjudicados por el Ministerio de Obras Públicas, MOP, a la empresa consultora GATE, llegando a sumar en total unos \$1.700 millones de pesos, dinero que según lo explicado por las autoridades del ramo que fueron llamadas a declarar, fue usado para el pago de remuneraciones extras a ciertos funcionarios debido a un “error administrativo”. Por su parte, también hubo acusaciones de que el dinero defraudado se utilizó para el financiamiento de campañas políticas, dado que la mayoría de los implicados pertenecían al Partido Socialista y al círculo cercano del otrora Presidente Ricardo Lagos, quien además había encabezado el Ministerio de Obras Públicas años antes.

El resultado de las indagaciones efectuadas, determinaron que el MOP le había adjudicado a GATE un total de 8 contratos para asesorías y elaboración de manuales, llamando la atención que la empresa consultora solamente tuviera una secretaria como funcionaria de planta. Dos convenios resaltan de forma inmediata, ambos adjudicados mediante trato directo, el primero firmado en septiembre de 1999 por \$966 millones de pesos, y el segundo que correspondía a la ampliación de éste mismo por casi \$500 millones de pesos más, suscrito en julio de 2000.

Los restantes 6 contratos suman unos \$270 millones de pesos, y corresponden a “estudios y diseños” de manuales ambientales y a “trabajo de apoyo administrativo” para determinados tramos de carreteras concesionadas. Sin embargo, se verificó que estos trabajos no fueron realizados o no cumplieron con el estándar que se esperaba para estos servicios. Luego, del análisis de los contratos suscritos entre el MOP y GATE, se observaron cláusulas poco frecuentes para este tipo de contrataciones, como por ser: 1) Se justificó la contratación de la consultoría de GATE como un caso excepcional para poder establecer condiciones distintas a las que rigen el reglamento ministerial; 2) Se eximió a la empresa de las retenciones de los pagos pactados y de la obligación de entregar garantías por el fiel cumplimiento del contrato; y 3) Se eliminó la formalidad de realizar los cobros mediante la presentación de estados de pago.

Otros hechos que dieron indicios de lo irregular de los contratos tanto en su origen como en su ejecución, son los siguientes: 1) Resulta extraño que el MOP haya contratado la elaboración de manuales en temas abordados regularmente y que por lo demás, ya existían; 2) No se justificaba la contratación de los denominados “trabajos de apoyo”, toda vez que por lo general lo que se contrataba como apoyo eran digitadores, quienes no cobran una suma tan elevada por su oficio; 3) Se contrató el servicio de “Estudio de un modelo de capacitación para la prevención ambiental en la construcción de obras concesionadas”, no obstante que el MOP contaba con unidades de capacitación para sus distintos departamentos; 4) El hecho de que se ordenará crear un manual de procedimientos en auditorías ambientales para un tramo de la ruta concesionada resulta sospechoso, dado que

este tipo de manuales son generales y de uso extensivo para todas las carreteras, concesionadas o no.

Aunque la justicia no logró probar que los fondos defraudados se usaron para el financiamiento de campañas políticas, en especial la campaña presidencial de Ricardo Lagos. Igualmente resultaron condenados el ex ministro del MOP, Carlos Cruz, el ex jefe de finanzas de la Dirección de Vialidad del MOP, Sergio Cortéz, y el dueño de la empresa GATE, Héctor Peña Veliz. Por otra parte, como a nivel nacional se había instalado en la palestra el tema del financiamiento de las campañas políticas, se creó la ley N° 19.884, de 2003, que buscaba regular los aportes financieros para las campañas políticas, así como también transparentar el origen de estos.

2. ¿En qué consiste la evolución de la teoría del fraude?

2.1. La teoría del triángulo del fraude

Buscando explicar los motivos por los cuales una persona sería capaz de realizar un fraude, es que el criminólogo norteamericano Donald Cressey, en base a entrevistas efectuadas a unos 250 condenados por diversos delitos, propone como resultado de su investigación la teoría del triángulo del fraude.

Cressey señala que aquellos individuos que no tienen principios morales simplemente encuentran una excusa para justificar su actuar y no tendrían inconvenientes en cometer un fraude. Sin embargo, ¿qué ocurre con las personas que tienen altos estándares de moralidad y que de igual manera se ven involucrados en actos fraudulentos?, ¿Qué situaciones o motivos los llevarían a alejarse de su conducta ética y pasar al lado de lo ilegal?

Pues bien, como respuesta a lo anterior, Cressey concluye que: “las personas de confianza se convierten en violadores de confianza, cuando se conciben a sí mismos teniendo un problema financiero que no es compartible, son conscientes de que este problema puede ser resuelto en secreto, violando la posición de confianza financiera que tienen, y son capaces de aplicar a su propia conducta en esa situación, verbalizaciones que les permitan ajustar sus concepciones de sí mismos como usuarios de los fondos o propiedades encomendadas” (El dinero de los demás). Complementa esta hipótesis proponiendo la teoría del triángulo del fraude como modelo para explicar los factores que hacen que una persona llegue a cometer actos ilícitos.

La mencionada teoría consta de tres componentes que deben confluir de manera simultánea para que un individuo tenga la disposición a cometer un fraude, estas son: Motivo, Oportunidad y Racionalización (Zayas, 2016).

- Presión: también se relacionan los conceptos de incentivo o necesidad. Representa el impulso o deseo material o psicológico del defraudador a cometer un ilícito, entendiéndose generalmente como un problema financiero o una necesidad económica personal, real o imaginaria que el sujeto no puede resolver con medios legítimos y que no puede ser compartida. Esta necesidad tiene el carácter de apremiante, algo que supera los recursos o soluciones ya intentadas o al alcance del individuo, se trata de un requerimiento urgente que conlleva la percepción de una grave consecuencia personal o familiar, más grave que la de cometer un delito.

Si bien en la mayoría de los casos el incentivo por excelencia es el lucro, se podrían dar situaciones que producen necesidades legítimas o circunstancias personales como por ser, dificultades económicas que no permiten el pago de la educación superior de los hijos o cubrir el costo de tratamientos de alguna enfermedad, casos que impulsarían a las personas a cometer un fraude.

Por otra parte, también se debe considerar las presiones generadas por mantener el status económico alcanzado, por mala administración de los recursos personales, deudas personales generadas por vicios, deudas comerciales. Así también, existen ejemplos en que la misma empresa instala un modelo de incentivo para los trabajadores, que a la larga se convierte en un factor de presión, como por ser; alcanzar metas de desempeño, conseguir un cierto volumen de ventas, bonos en función de resultados o el temor a perder el puesto de trabajo por malos resultados, convirtiéndose en factores que presionan a algunos individuos a cometer fraudes.

- Oportunidad: se trata de encontrar un modo de solucionar un problema personal de carácter financiero, aprovechándose de su posición en una organización. El individuo percibe que existe un entorno favorable para cometer los actos irregulares pretendidos, como la ausencia de control interno, jefaturas ineptas, supervisión deficiente, la no utilización del control por oposición o la falta de revisiones jerárquicas en el flujo de un proceso.

Estas debilidades del sistema, facilitan la acción y posterior protección del individuo, siente que el riesgo de ser descubierto es bajo, más aún si logra coordinarse con otros directivos o empleados para cometer el fraude. También se pueden señalar factores como el exceso de confianza o el acceso privilegiado de algunos empleados, respecto de su labor en la empresa, como oportunidades percibidas para cometer un fraude.

- Racionalización: es la búsqueda de la justificación que permita superar el sentimiento de culpabilidad que siente el individuo, intentando convencerse

a sí mismo de forma consciente o inconsciente de que existen razones válidas para su actuar impropio. Es la percepción de lo que está haciendo es algo legítimo, prácticamente una reivindicación de lo que el sujeto cree merecer, por ejemplo al estar disconforme con su salario o ante la falta de reconocimiento en la organización.

Otra forma de racionalización es cuando el individuo busca mantener su autoimagen de inocencia proyectando en otros la responsabilidad de sus actos, al convencerse de que si otros están cometiendo el fraude, este estaría justificado.

2.2. Una nueva arista, teoría del diamante del fraude

Si bien la teoría del triángulo del fraude se ha utilizado con éxito desde los años 50 para la prevención y detección de actos fraudulentos. Los investigadores David Wolfe y Dana Hermanson proponen incorporar una nueva variable al modelo de Cressey (Galvis-Castañeda, 2017), debido a que encontraron que determinados actos de fraude solo ocurren porque son dirigidos por personas dotadas de un nivel superior de habilidades.

Esta variable propuesta sería el conocimiento o capacidad, dado que en algunos casos no solo es suficiente con la concurrencia de la presión, la oportunidad y la racionalización para que un individuo pueda cometer un fraude, sino que además debe contar con la capacidad de aprovechar estas condiciones, no solo para cometer el ilícito sino que también para evitar ser descubierto (Fortunato, 2017).

Hay que comprender que los sistemas de prevención de fraude han mejorado a lo largo del tiempo gracias a la gestión de expertos en la materia. Por lo mismo, los sujetos que pretendan cometer un fraude deben ser capaces de burlar los sistemas de control interno haciendo uso de su experiencia, habilidades y competencias profesionales para conseguir su objetivo. Desde este punto de vista, se tiene entonces que en las instituciones existiría un reducido número de especialistas con el conocimiento suficiente para realizar operaciones ilícitas, diferenciándolos de la gran mayoría de empleados en los que podrían concurrir: la presión, la oportunidad y la racionalización, pero que no contarían con la suficiente capacidad o conocimiento para no ser descubiertos en su intento de efectuar un fraude, lo que en parte, lograría amedrentar sus intenciones.

3. ¿Qué actitud debería tomar el Auditor para prevenir y/o detectar un fraude?

En el amplio contexto de interesados y responsables en la prevención y detección del fraude, los auditores cumplen un rol fundamental. Son los llamados a entregar lo mejor de sus habilidades para revisar los antecedentes de un determinado caso y garantizar que las actuaciones del auditado cuentan con una seguridad razonable. No obstante, es importante entender que el proceso de auditoría no se centra solamente en la detección de fraudes, sino que este último es uno de los tantos tipos de hallazgos que se podrían obtener de la auditoría (Fortunato, 2017).

En efecto, estos hallazgos vienen a ser cualquier hecho significativo que contravenga algún criterio de auditoría establecido, el que además debe ser comprobado mediante evidencia que permita perseguir las correspondientes responsabilidades penales o administrativas. En este sentido, se han hecho esfuerzos para apoyar la labor del auditor, estableciéndose normas internacionales de auditoría, así por ejemplo, en el caso del sector público, organismos como la Organización Internacional de Entidades Fiscalizadoras Superiores, INTOSAI, proporciona un marco institucional y normativo para la labor del auditor a través de las Normas Internacionales de Entidades Fiscalizadoras Superiores, ISSAIs.

Ahora bien, aún con el apoyo de estas normas la labor del auditor es complicada, es inevitable el riesgo de no detectar irregularidades en una investigación, dado que el fraude de por sí conlleva sofisticados planes para ocultar todo registro que pueda convertirse en evidencia. Siendo incluso aún más difícil de detectar si el ilícito está acompañado de colusión de dos o más personas, u organizaciones trabajando coordinadamente con el fin de no ser descubiertos, utilizando todos sus recursos, habilidades, conocimientos y poder jerárquico que estén a su alcance (Faura, 2016).

Ante lo anterior, es que el auditor debe aplicar sus habilidades y conocimientos de la misma forma (de preferencia, mejor) que el defraudador, tener un impecable juicio profesional y mantener un escepticismo durante todo el proceso de la auditoría, buscando identificar irregularidades, debidas a errores o a fraude. Lograr el conocimiento de la entidad y el entorno de esta, para de este modo conseguir diseñar pruebas de control que le permita efectuar hallazgos trascendentes y sustentados en evidencia convincente.

Sin embargo, sigue sin ser suficiente todo lo expuesto, el auditor tiene la desventaja de que el defraudador conoce sus métodos y los límites legales que tiene para el acceso a la información privada como las cuentas bancarias personales. Por el contrario el auditor debe estar alerta para descubrir cada nueva manera de fraude, algunas insólitas y siempre insospechadas, perpetradas por profesionales con altas capacidades que también cuentan con el apoyo de nuevas tecnologías.

4. ¿Cómo pueden utilizarse nuevas tecnologías para detectar fraudes financieros en las fiscalizaciones que realizan las EFS?

Aunque el panorama para el auditor pareciera ser desalentador, la sociedad espera de las EFS y sus funcionarios de igual modo cumplan con la función asignada por ley de resguardar los recursos públicos. Por lo tanto es primordial el desarrollo de mecanismos que estén a la altura de los requerimientos actuales. Estamos en la era del BIG DATA, se habla de la cuarta revolución industrial, la revolución de los datos, en donde las empresas y los servicios públicos manejan grandes volúmenes de datos. Pero sin temor a equivocarse se puede decir que los métodos de análisis y obtención de información de las EFS no han evolucionado acorde a la dimensión de datos que hoy en día es posible obtener.

Entonces, las EFS como primera tarea deben tener claridad respecto de cuáles son los datos que manejan, de qué forma se organizan y si los están almacenando correctamente, para luego ver de qué manera los datos se podrían convertir en información. Es decir, la Organización debe reconocer en los datos un activo que debe comenzar a valorar, destinando recursos para contar con la capacidad para administrar dichos datos si quiere generar información a partir de ellos.

Se recomienda revisar las fuentes de datos internos, como los que se pueden obtener de los mismos procesos de la entidad (toma de razón, auditorías), y también los externos, como todos aquellos datos generados por la gestión propia de los Servicios Públicos. Estos, independiente de su origen nos podrían servir de insumo para una futura investigación de auditoría o fiscalización. Entonces, es esencial que las EFS dispongan de Bases de Datos, lo más completas posibles y que estas sean administradas de forma eficiente y segura.

En el caso de la Contraloría General de la República de Chile, CGR, se podría generar un sistema de detección de conflictos de interés, al cruzar la base de datos de funcionarios públicos que posee la CGR y que es administrada por el Sistema de Información y Control de Personal de la Administración del Estado, SIAPER, con la base de datos del Servicio de Registro Civil e Identificación, en donde se encuentran los datos de identificación de todos los ciudadanos, sus relaciones de parentesco, el registro de vehículos motorizados (patrimonio personal) y antecedentes penales.

Con este cruce de información se detectarían los posibles conflictos de interés de los funcionarios del estado en las asignaciones de cargos públicos o en la participación de licitaciones de compras públicas. El modelo actual solamente contempla que los involucrados declaren no tener conflictos de interés, lo cual no es posible verificar de forma inmediata. Cabe señalar que el potencial de esta idea es que no solo se conocerían las relaciones directas de parentesco sancionadas por la ley entre un funcionario público y un particular, o entre dos funcionarios públicos, sino que también sería posible conocer las ramificaciones entre sus familiares. De esta manera se podrían establecer alertas de riesgo de fraudes para

los casos en que, por ejemplo, la esposa de un funcionario público es pariente de un particular.

Ahora bien, para la implementación de este tipo de ideas se requiere que la EFS tenga un dominio en el manejo y análisis de datos masivos, contando con los profesionales idóneos y la tecnología necesaria para la obtención de los resultados esperados. Sin embargo, la detección de fraudes es un problema mucho más complejo que requiere la recopilación de datos que no solo provengan de las bases de datos ya establecidas, sino que también se deberían recolectar aquellos datos anexos a los actos administrativos que completen los vacíos de la información. Esto porque aunque al día de hoy pareciera ser que dichos datos no son de utilidad, se espera que con el avance de la tecnología y las nuevas técnicas de análisis, en el futuro podrían ser la base para la detección de fraudes.

5. Tendencias respecto de la utilización, de acuerdo a la forma de administración, de los modelos de datos y beneficios que conlleva la utilización de tecnologías de información para detectar fraudes financieros. Evolución de los mismos

5.1. Inteligencia Artificial al servicio de las EFS

Se entiende por inteligencia artificial a aquellos sistemas informáticos que pueden percibir su entorno, pensar, aprender y actuar en respuesta a lo que detectan y a sus objetivos. Se trata de la simulación por parte de una máquina de un proceso mental que le permite tomar decisiones y efectuar tareas propias de los seres humanos por medio de algoritmos, los cuales son capaces de ingerir y analizar datos para convertirlos en información relevante.

El concepto de inteligencia artificial no es nuevo, ya en los años 50 se teorizaba sobre el tema, debido a que en la práctica el estado de la tecnología no permitía su desarrollo y tampoco se contaba con los datos suficientes para hacer funcionar estas máquinas. Sin embargo, la disponibilidad actual de datos permite la evolución de las capacidades de la inteligencia artificial.

Entonces, la importancia de que las EFS ya estén adecuando su estructura organizacional en función de trabajar en torno al Big Data, radica en que la segunda etapa de esta revolución tecnológica, se alimenta de los datos registrados, almacenados y ordenados con los que cuente la EFS. Esta tecnología requiere de una gran magnitud de datos para que los algoritmos puedan ejecutarse y así obtener un resultado cercano a la realidad.

Previo al trabajo de análisis de datos utilizando inteligencia artificial, es necesario tener claro que los datos deben ser de calidad, en cuanto a su integridad, registro y organización. Por esto se debe contar con la infraestructura y programas que

ayuden en el procesamiento de grandes volúmenes de datos estructurados o no estructurados. Por datos estructurados se entiende que son aquellos que siguen las reglas de los datos relacionales y son fácilmente procesables (nombre, edad, sexo, por ejemplo). Por otra parte, los datos no estructurados son los datos que carecen de valor hasta que se les ordena y clasifica, como comentarios, imágenes o audios.

5.2. Machine Learning

Dentro del estudio de la inteligencia artificial, se encuentra una disciplina llamada machine learning, la que consiste en crear sistemas que aprendan de forma automática y sean capaces de generalizar comportamientos a partir de los datos (Sunqu, 2016). Para esto se plantea el análisis como un proceso de aprendizaje, donde el programador proporciona una serie de reglas de partida que el algoritmo de aprendizaje ha de ir adaptando, y creando otras nuevas, para que de esta forma mejorar la tasa de acierto del modelo generado.

Un claro ejemplo para simplificar el entendimiento del concepto de aprendizaje, es recordar el enfrentamiento de Gary Kasparov con la computadora de IBM, Deep Blue. Kasparov menciona en una charla TED TALKS que nadie recuerda que él gano el primer encuentro jugado en 1996, en donde de 6 partidas, ganó 3, empató 2 y perdió 1. Sino que por el contrario, todo el mundo solo recuerda que fue derrotado al año siguiente cuando la computadora ya había aprendido a jugar ajedrez al más alto nivel, gracias al mismo Kasparov.

Estas capacidades de aprendizaje están siendo utilizadas ya para la implementación de modelos predictivos, los que clasifican los datos de interés o los sujetos en bandas de riesgo que conllevan las acciones a efectuar (Sunqu, 2016). Por ejemplo:

- *Modelo de prevención de morosos:* modelo basado en los datos históricos de pagos y valores de cuota, además de datos demográficos y socio-económicos. Los sujetos son clasificados en una pirámide de riesgo de morosidad, donde cada nivel tiene asociadas acciones encaminadas a disminuir oportunamente el riesgo de morosidad.
- *Modelo predictivo de riesgo cardiovascular:* modelo basado en los datos clínicos de pacientes que hayan sufrido alguna afección cardiovascular.
- *Modelo de detección de intrusos:* se obtienen datos del comportamiento de usuarios autorizados, entonces si hay alguna variación en el comportamiento habitual, el sistema decide si se trata de una amenaza y genera alertas.

Las soluciones de machine learning se basan en distintos métodos que resuelven problemas de distinta índole y por tanto deben ser utilizados en el contexto adecuado. A continuación revisaremos de forma general tres métodos, advirtiendo que existen otros y que requieren de mayor estudio para su total entendimiento.

- *Método de regresión*: se utiliza para predecir un valor en base a los datos históricos. En términos matemáticos se refiere a encontrar la mejor ecuación que pase de forma óptima por un conjunto de puntos. Por ejemplo, un modelo de predicción de la temperatura basado en los registros de años anteriores.
- *Método de Clasificación*: corresponde a ordenar los registros históricos en torno a dos opciones, se clasifican los datos de entrada en opciones binarias, 1 o 0, sí o no. Este método se utiliza en la identificación de tumores cancerígenos, considerando su tamaño y la edad del paciente.
- *Método de agrupación*: este método se utiliza cuando es necesario clasificar los datos pero se desconocen las categorías previamente. Así se logra construir grupos coherentes o clúster que tienen en cuenta las variables de los mismos datos, dando a conocer información no conocida ni esperada que residía en la base de datos. Permite una mejor interpretación de los datos, evitando prejuicios.

Presentados los métodos para generar modelos para análisis de datos, ahora cabe explicar cómo es que funcionan, entonces para esto es necesario describir una pieza fundamental de esta tecnología, los algoritmos. Pues bien, se entiende por algoritmo a una secuencia de instrucciones que se llevan a cabo para representar un modelo de solución para un determinado problema. En el campo del machine learning los algoritmos se clasifican de acuerdo al tipo de aprendizaje que realizan. En este estudio solo describiremos dos tipos.

- *Algoritmos de aprendizaje supervisado*: son aquellos que realizan predicciones en base a conjuntos de datos de entrada para los cuales conocemos de antemano los datos correctos de salida. Consta de dos etapas, una de entrenamiento y otra de prueba. En la primera etapa, se cuenta con un conjunto de datos que son utilizados para entrenar o enseñar al algoritmo a encontrar los patrones o relaciones buscadas, se recomienda usar entre el 60% al 70% del total de los datos disponibles en esta fase.

Una vez que el algoritmo ya entra en funcionamiento, comienza la segunda etapa de prueba, en donde se utilizan los datos antes reservados para validar el rendimiento del algoritmo. Si los resultados obtenidos son los esperados, entonces se decide utilizar el algoritmo con nuevos datos, de lo contrario se deben hacer correcciones de sobreajuste (overfitting) o subajuste (underfitting).

Algunos algoritmos de aprendizaje supervisado son el de regresión, clasificación, reconocimiento de voz, árboles de decisión, support vector machine (SVM). O sea, sirven para la detección de anomalías cuando se busca identificar datos que no son habituales, es decir, difieren de los patrones identificados como actividad normal.

- *Algoritmos de aprendizaje no supervisado*: estos funcionan en base a un conjunto de datos de entrada del que no conocemos los datos de salida. Se utilizan para obtener agrupaciones coherentes de datos de las relaciones definidas en los mismos datos. Buscan los datos semejantes entre sí. Son conocidos los algoritmos k-means para generar clustering o el de análisis de componentes principales (PCA).

5.3. Una mirada al futuro. *Deep learning* y redes neuronales

En la última década, ha destacado la irrupción de un nuevo concepto relacionado con la inteligencia artificial, el cual ha obtenido mejores resultados que otras técnicas de aprendizaje automático. El denominado deep learning, consiste en el modelamiento de los datos a través de un elevado número de capas de transformación, un modelo matemático compuesto por un gran número de elementos de procesamiento organizados en niveles. Se trata de una idea inspirada en la arquitectura y funcionamiento del cerebro humano, y por ello estas técnicas se conocen también con el nombre de redes neuronales artificiales, RNAs.

Como fue mencionado, el diseño de redes neuronales presenta características semejantes a las del cerebro, siendo capaces de aprender de la experiencia, de generalizar a partir de casos anteriores a nuevos casos, de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante, solo por nombrar algunas. Las redes neuronales superan a los algoritmos vistos anteriormente, debido a su gran número de capas de análisis que logra generar modelos mucho más complejos, que mientras más datos manejan más mejoran su desempeño, lo que se complementa a la perfección con el big data.

Fue Geoffrey Hinton quien desarrolló una forma más eficiente de entrenar modelos de deep learning, utilizando el aprendizaje por capas. La denominada primera capa aprende características primitivas que son enviadas a la siguiente capa, la cual se entrena para reconocer características más complejas y así sucesivamente hasta entrenar todas las capas del modelo. De este modo los algoritmos separan los factores de variación de los datos observados, siendo capaces de extraer características abstractas y de alto nivel de los datos en “bruto”, con las cuales pueden abordar eficientemente el problema objetivo. Las redes profundas son modelos complejos obtenidos de la interconexión de un gran número de unidades simples. Muchas operaciones simples permiten resolver problemas complejos (González, 2018).

El modelo de aprendizaje profundo por excelencia es el de perceptrones multicapas (MLP) o redes feedforward. El perceptrón es la unidad básica de esta metodología y representa a una neurona artificial. Sin embargo al igual que las neuronas, no tiene sentido el funcionamiento de solo una, por eso deben funcionar conformando redes. La arquitectura de redes neuronales artificiales está constituida por tres capas conectadas entre sí. Los datos ingresan por una primera capa de entrada, luego pasan a través de la capa oculta que contienen los cálculos, para finalmente pasar por la capa de salida, en donde se realiza la operación objetivo. Las capas de

entrada y salida son únicas, sin embargo, puede existir un gran número de capas ocultas, lo que hace que este tipo de aprendizaje sea conocido como “profundo”.

La comunicación entre las neuronas de distintas capas se da a través de la función de activación, este es el elemento clave en las redes neuronales puesto que es el que entrega la flexibilidad al modelo al proporcionar la capacidad de estimar complejas relaciones no lineales en los datos. Cabe señalar que la elección de la función de activación es una decisión trascendente, dado que cada función se ajusta de mejor forma a un problema que a otro. Se han propuesto métodos para iniciar el proceso basándose en el número de neuronas o en el tipo de función de activación.

El éxito de las redes neuronales reside en que no necesitan ser programadas para resolver un problema, sino que estas arquitecturas son capaces de aprender por sí mismas la forma de resolverlo. Para ello, se recurre a un proceso de aprendizaje supervisado, en el cual se le presenta a la red un conjunto de patrones de ejemplo, datos de entrada con sus correspondientes salidas esperadas. Entonces, las neuronas se van modificando de manera proporcional al error que se produce entre la salida real y la salida esperada.

Este algoritmo es conocido como retroprogramación o backpropagation y considera dos etapas. Una primera fase de propagación en donde se introduce el patrón de ejemplo en la red, que se propaga desde la entrada a la salida. A continuación se tiene la fase de aprendizaje, en la que los errores obtenidos a la salida de la red van propagándose hacia atrás, con el propósito de ajustar los cálculos que hace cada neurona al ir disminuyendo el error en el transcurso de las iteraciones.

Corresponde indicar que el aprendizaje se produce mediante la presentación sucesiva del conjunto de entrenamiento, donde cada presentación completa se llama época. Así, el proceso de aprendizaje se repite época tras época de acuerdo al algoritmo de retroprogramación, hasta que se encuentra la combinación óptima de cálculos en cada neurona y el rendimiento de la red converge a un valor aceptable.

Existen otros tipos de redes neuronales como por ser, las redes convolucionales, deep autoencoders y las redes recurrentes, pero con la presentación de las redes feedforward es suficiente para entender a groso modo el funcionamiento de estas. Por otra parte, es del caso señalar que el deep learning actualmente se utiliza en el reconocimiento facial o reconocimiento de imágenes. Entonces ¿sería posible plantear un modelo de reconocimiento de fraudes utilizando esta tecnología? Lo que es seguro es que hay que usar la inteligencia artificial a favor de la prevención y detección de fraudes. La información existe, entonces hay que usarla.

6. Metodología y procedimientos de auditoría mínimos que las EFS deberán realizar mediante la utilización de tecnologías para detectar fraudes financieros

La implementación de los avances en tecnología big data y el desarrollo de inteligencia artificial, obligará a las EFS a cambiar sus metodologías tradicionales de auditoría. El propio origen de los datos ya es distinto, que decir sobre las tendencias para hacer el análisis de estos. Además, se debe analizar el cambio de paradigma que significa el uso de la inteligencia artificial en cuanto a que su mayor potencial es ser un sistema predictivo de eventos, al contrario de la forma tradicional de auditoría que es más reactiva.

En efecto, se requiere una nueva estructuración de los procesos de fiscalización, en donde se incluya una unidad de estudio de datos, que sea capaz de indicar los sectores con mayor probabilidad de riesgo de fraude. Entonces, en las EFS es necesario la incorporación de nuevos perfiles profesionales con dominio en estadística, programación, ciencia de datos, entre otros, que refuercen a los auditores en su labor de combatir contra los sujetos que cuentan con la capacidad y conocimiento para planear fraudes y no ser descubiertos.

6.1. Propuesta de Sistema de control administrativo y detección de fraudes en contratos de obras públicas: CENTINELA

La Constitución Política de la República de Chile dispone, en lo que atañe, que la Contraloría General ejercerá el control de legalidad de los actos de la Administración y que, en el ejercicio de esa función, tomará razón de los decretos y resoluciones que en conformidad a la ley deben tramitarse por la CGR. Lo anterior implica que en el ámbito de las obras públicas, los Servicios del Estado de Chile deben enviar los antecedentes de sus respectivos proyectos para la revisión de la CGR, la que cuenta con 15 días para efectuar el estudio de legalidad del acto administrativo y determinar si se aprueba, se representa o lo aprueba con alcances.

Entonces, aprovechando la revisión de los antecedentes de las resoluciones, es posible obtener un data set de cada proyecto que es ingresado a la CGR. Armandando un conjunto de antecedentes que pueden ser usados como insumo para modelos de machine learning que adviertan irregularidades de cualquiera de los factores o variables que afecta a los contratos (empresas, servicios, funcionarios, plazos, montos, etc).

En la práctica podemos definir dos etapas de acuerdo al momento en que se hace la recolección de los datos. Tendremos primero los datos registrados que se pueden obtener gracias a la revisión de los documentos que acompañan la resolución de adjudicación del contrato. Posteriormente, se podrán recoger los datos relacionados a la resolución de liquidación final del contrato, cerrando el ciclo de vida del proyecto.

Se describen a continuación los datos de interés seleccionados a obtener a partir de las resoluciones:

- Datos recopilados en la etapa de Adjudicación

Concepto	Criterio o Valores registrados	Concepto	Criterio o valores registrados
Identificación del proyecto	<ul style="list-style-type: none"> • N° BIP • N° ID Mercado Público • Nombre del proyecto 	Servicio Público asociado	(listado de servicios públicos-origen de la resolución, Vialidad-Servicio de Salud, etc.)
Tipo de licitación	<ul style="list-style-type: none"> • Licitación pública • Licitación privada • Trato directo 	Tipo de contrato	<ul style="list-style-type: none"> • Suma alzada • Serie de precios unitarios • Combinación
Monto disponible	(monto original disponible para el proyecto)	Normativa aplicable	(Marco regulatorio del contrato, MOP 75, MOP 108, MOP 265)
Tipo de proyecto	<ul style="list-style-type: none"> • Edificación • Obras viales • Obras civiles 	Tipo de reajuste económico	<ul style="list-style-type: none"> • Polinómico • IPC • Ninguno
Comisión de evaluación	(identificación de los funcionarios públicos designados a evaluar las ofertas) <ul style="list-style-type: none"> • Nombre completo • RUT • Cargo 	Evaluación del resultado de adjudicación	(datos de cada oferta ingresada) <ul style="list-style-type: none"> • Empresa contratista • RUT empresa • Status (adjudicada-admisible-fuera de bases) • Plazo ofertado • Monto ofertado
Inspector Fiscal	(identificación del funcionario público designado como Inspector Fiscal) <ul style="list-style-type: none"> • Nombre completo • RUT • Cargo 	Archivos adjuntos de respaldo	(archivos formato .pdf) <ul style="list-style-type: none"> • Aviso Diario Oficial • Anexo Complementario • Informe de evaluación de adjudicación

Tabla N° 1, elaboración propia.

- Datos recopilados en la etapa de Liquidación del Contrato

Concepto	Criterio o valores registrados	Concepto	Criterio o valores registrados
Comisión de recepción de obras	(Identificación de los funcionarios públicos designados) <ul style="list-style-type: none"> • Nombre completo • RUT • Cargo 	Residente de obras	(Identificación del profesional a cargo de las obras) <ul style="list-style-type: none"> • Nombre completo • RUT • Cargo
Estados de pago	<ul style="list-style-type: none"> • N° EPPP • Fecha • Monto facturado 	Modificaciones del contrato	<ul style="list-style-type: none"> • Resolución que aprueba • Montos modificados • Plazos modificados
Control de plazos	<ul style="list-style-type: none"> • Fecha de inicio de obras • Fecha de término de obras • Fecha de liquidación del contrato 	Registro de multas	<ul style="list-style-type: none"> • Motivo • Monto de multa
Geo referenciación	<ul style="list-style-type: none"> • GEO CGR 	Archivos Adjuntos de respaldo	<ul style="list-style-type: none"> • Acta de entrega de Terreno • Recepción Provisoria de obras • Recepción Definitiva

Tabla N° 2, elaboración propia.

Cabe agregar que este sistema de registro de datos de proyectos de construcción, también está pensado para ser de utilidad en la gestión de las resoluciones que componen cada contrato. La lógica del sistema es que cada proyecto está compuesto por varias resoluciones y que la suma de estas, formarán una imagen completa del proyecto.

- Datos recopilados del Trámite de Toma de Razón - Resoluciones

Concepto	Criterio o valor registrado	Concepto	Criterio o valor registrado
Identificación de la resolución	(acto administrativo) <ul style="list-style-type: none"> • N° resolución • Fecha de emisión • Región de origen 	Autoridad que suscribe la resolución	(identificación del funcionario público) <ul style="list-style-type: none"> • Nombre completo • RUT • Cargo
Control de plazos Trámite de Toma de razón	<ul style="list-style-type: none"> • Fecha de ingreso a CGR • Fecha de salida CGR 	Materia de la resolución	(a que se refiere el acto administrativo) <ul style="list-style-type: none"> • Adjudicación • Aprobación de BBAA • Liquidación de contrato • Pago de indemnizaciones • Término anticipado
Resultado del estudio	<ul style="list-style-type: none"> • Cursada • Cursada con alcances • Representada • Retirada 	Registro de observaciones	(repositorio de las observaciones hechas a las resoluciones) <ul style="list-style-type: none"> • Categoría • Origen (obras-júridica) • Texto
Oficio de respuesta	<ul style="list-style-type: none"> • N° de oficio • Fecha 	Productos CGR asociados	(registro de otros productos que se relacionan con la resolución) <ul style="list-style-type: none"> • Tipo (referencia-INVE-auditoría-IOP) • N° de informe • Observaciones
Analista CGR	(funcionario CGR responsable del estudio)	Archivos Adjuntos de respaldo	<ul style="list-style-type: none"> • Minuta UCE • Oficio de Salida

Tabla N° 3, elaboración propia.

Con la recolección de los datos descritos anteriormente, será posible en primer lugar, contar con una base de datos de proyectos de obras públicas que estarían supervisados administrativamente por la CGR. Por otra parte, los analistas tendrán los datos de entrada para el entrenamiento de algoritmos y el uso de técnicas de machine learning que por medio de la búsqueda de patrones, sean capaces de detectar anomalías o comportamientos sospechosos que, con cierto nivel de probabilidad nos indiquen donde auditar.

Al cierre de cada proyecto, estos podrán ser evaluados al determinar indicadores o parámetros de medición de rendimiento o eficacia, según como se desarrolla el contrato durante su vigencia. Por ejemplo, se pueden clasificar las empresas constructoras de acuerdo al nivel de multas que pagan en cada proyecto, o en cuanto a su comportamiento en el cumplimiento de los plazos del contrato. A partir de la información de los estados de pago se conocerá el flujo financiero real y puede ser comparado con el flujo inicial proyectado. En el caso de los términos anticipados

de contratos, se podría buscar si existe alguna relación entre la mala gestión del proyecto con el inspector técnico, el profesional a cargo o la empresa constructora.

Entonces, si lo que se busca es la detección de fraudes, debemos aprender a interpretar los datos recogidos de los proyectos para compararlos con actos irregulares conocidos, como los siguientes mecanismos comunes y recurrentes observados en fraudes cometidos en contratos de obras públicas.

- Indicios para detectar fraudes en contratos de obra pública

Mecanismo	Definición	Señales de alerta
Corrupción, sobornos y comisiones ilegales	Consiste en dar o recibir alguna cosa de valor para influir en un acto administrativo o decisión. El contratista paga parte de los sobornos en cada factura. Se abultan los montos o se disminuye la calidad de la obra para compensar.	<ul style="list-style-type: none"> • Trato favorable falto de explicación • Relación social estrecha entre un funcionario y el contratista • Aumento del patrimonio del funcionario público • El funcionario público tiene un negocio externo encubierto • Cambios injustificados, indocumentados o frecuentes en los contratos
Conflicto de interés encubierto	El funcionario posee una empresa que se beneficia del contrato público	<ul style="list-style-type: none"> • Favoritismo inexplicado por cierto contratista • Se adjudica la oferta más cara • Se aceptan trabajos de mala calidad
Licitación colusoria	Contratistas de una región determinada conspiran para vencer a la competencia, afectando los valores de los contratos.	<ul style="list-style-type: none"> • La oferta ganadora es demasiado alta o baja si se compara con el monto disponible • Se observa una rotación de ganadores • Ciertas empresas compiten entre sí y con otras no • Los otros licitadores no presentan reclamos
Especificaciones pactadas	Las convocatorias presentan EETT adaptadas a un solo oferente, excesivamente restrictivas para excluir a otros licitadores, evitando la competencia	<ul style="list-style-type: none"> • Se presenta solo un oferente siempre • Se presentan reclamos de otros contratistas • EETT más estrictas que en otros proyectos similares
Filtración de datos	El personal encargado del diseño, licitación o evaluación de las ofertas filtra información para ayudar a un oferente	<ul style="list-style-type: none"> • No se respetan los plazos de los procesos de licitación

		<ul style="list-style-type: none"> • Disminución del plazo otorgado para el estudio de la propuesta • Se rechazan todas las ofertas, se declaran desiertas sin justificación
Manipulación de ofertas	En una licitación, algún funcionario puede alterar una oferta para beneficiar a cierto oferente	<ul style="list-style-type: none"> • Se invalidan ofertas por cometer errores • Ofertas quedan fuera de base por razones cuestionables
Adquisiciones injustificadas a un único oferente	Muy asociado con la corrupción, se hacen tratos directos, o división de contratos para burlar revisiones. Prórrogas de contratos previos sin convocar una nueva licitación.	<ul style="list-style-type: none"> • Contratos asignados por trato directo por montos inferiores a los umbrales de la Toma de razón • Se informa de las licitaciones a algunos contratistas
División de compras o proyectos por etapas	Se divide el contrato por etapas para evitar la competencia	<ul style="list-style-type: none"> • Adquisiciones consecutivas de contratos de un contratista • División injustificada de proyectos
Prestadores de servicios fantasmas	Se pagan servicios ficticios para malversar fondos. Se crean empresas fantasmas para generar facturas falsas.	<ul style="list-style-type: none"> • Solo hay un funcionario a cargo de la recepción, inspección y pago • La planta de la empresa es muy acotada o no cuenta con recursos físicos propios

Tabla N° 4, elaboración propia.

Entonces, si le asignamos valores numéricos a estas señales de alerta, es posible parametrizar estos actos para generar una pirámide de riesgo de fraude en la cual podemos ubicar los factores y variables que circundan a los proyectos. Estos podrían ser estudiados y analizados para determinar que componente es el que afectó negativamente al proyecto y causó una mala gestión del contrato, por ejemplo, que obligó a efectuar un aumento de obras.

7. Ventajas en la utilización de nuevas tecnologías para detectar fraudes financieros en el proceso de auditoría realizada por una EFS

Contar con la información completa de los proyectos por medio de estos set de datos, se vuelve una herramienta muy poderosa de control a distancia de los contratos de obras públicas, que si bien no son el 100% de las obras del Estado, el valor económico abarcado justifica plenamente la incorporación de un sistema como este. Además, por tratarse de un sistema propio, también ayuda en la gestión interna de las resoluciones de toma de razón, generando una sub base de datos de

observaciones hechas a las resoluciones representadas, con lo que se conseguiría proporcionar directrices para la integración y coherencia de los criterios aplicados.

Otra ventaja de este sistema, es que a medida que se registran datos, se crearán sub bases de datos de empresas constructoras y funcionarios públicos, que en la medida que se tengan más datos, mayor será el conocimiento sobre ellos. Cabe recordar la idea planteada anteriormente para la detección de conflictos de interés, la que se complementa a la perfección con el sistema de control de obras propuesto, en donde se registran los datos de los funcionarios públicos, profesional de obras y la planta gerencial de las empresas contratistas. Esto se podría hacer en tiempo real dado que el acceso a la información es de manera instantáneo, detectando de inmediato los conflictos de interés.

Corresponde indicar que la CGR es la única entidad que tiene la posibilidad de tener una visión panorámica del comportamiento de ciertos factores propios de las obras públicas. En efecto, la organización política-administrativa y la falta de coordinación en el traspaso de información de los proyectos entre los Servicios Público, actúa en desmedro de la capacidad de detectar rápidamente si una empresa actúa de forma irregular. Esto se debe a que, a diferencia de los entes públicos, el actuar de las empresas constructoras no está restringido a límites regionales o a trabajar solo con ciertos Servicios Públicos.

Entonces, ante lo recién expuesto, el sistema de control de obras públicas permitiría conocer el comportamiento de las empresas constructoras, consiguiendo por ejemplo generar alertas a nivel nacional (e incluso internacional) de riesgo de fraude, simplemente por contar con la información adecuada de manera ordenada y coordinada en todo el país. Ahora bien, si a lo anterior le sumamos la conectividad, el sistema propuesto podría estar disponible en tiempo real para quienes quieran utilizarlo por medio de plataformas web o app para dispositivos móviles.

Por otra parte, con el set de datos de obras públicas propuesto, sería posible comenzar a experimentar con machine learning e incluso con el deep learning. Una vez que se cuente con un volumen suficiente de datos de proyectos finalizados, se podría iniciar un proceso de aprendizaje supervisado utilizando algoritmos de machine learning. Conocida la gestión de los contratos, al término de estos, sus factores o variables que los afectan podrían ser evaluados y clasificados, proporcionándonos de esta forma el resultado del proceso. Así, se generarían los datos de entrada y los datos de salida que permitirían entrenar un algoritmo que pudiera reconocer la probabilidad de ocurrencia de las señales de fraude en virtud de las combinaciones de datos ya conocidas.

El siguiente paso sería el uso de estos datos de obras públicas para el entrenamiento de algoritmos de deep learning con el objetivo de que este efectúe predicciones sobre la gestión del contrato. Por ejemplo, si el programa detecta que en cierta combinación de circunstancias (determinada empresa o inspector fiscal), la probabilidad de que el contrato sufra aumentos de obra injustificados es alta. Sin

embargo, aún falta maduración de los sistemas basados en redes neuronales para su implementación, pero la idea está.

La posibilidad de análisis posibles con el data set propuesto es proporcional a la capacidad del analista, por lo que se podrán incorporar nuevos análisis en la medida que a alguien se le ocurran. A continuación se indicarán algunos ejemplos:

- Análisis de datos propuestos

Indicador	Análisis	Datos requeridos	Señal de alerta de fraude
Índice de eficiencia de la licitación	Revisar si el sistema de licitación pública es realmente eficiente para los intereses del Estado, optimizar el ahorro en la inversión pública	<ul style="list-style-type: none"> • Monto disponible para la contratación • Monto adjudicado • Monto de otras ofertas • Monto final del contrato 	<ul style="list-style-type: none"> • División injustificada de proyectos • La oferta ganadora es demasiado alta o baja si se compara con el monto disponible
Control de plazos de ejecución	Por medio del estudio del cumplimiento de los plazos del contrato y sus modificaciones, analizar la gestión del IFO y la empresa.	<ul style="list-style-type: none"> • Fecha de inicio de obras • Plazo contractual • Fecha de término de obras • Aumentos de plazo 	<ul style="list-style-type: none"> • Cambios injustificados, indocumentados o frecuentes en los contratos
Control de la inversión pública	Análisis de la diferencia entre valor inicial y final del contrato. Ofertas adjudicadas subvaloradas se compensan por medio de aumentos de obra.	<ul style="list-style-type: none"> • Empresas • Monto adjudicado • Monto final del contrato • Monto de modificaciones 	<ul style="list-style-type: none"> • Cambios injustificados, indocumentados o frecuentes en los contratos • Trato favorable falto de explicación
Conflicto de interés	Relaciones de parentesco indebidamente	<ul style="list-style-type: none"> • Registro de empresas • Profesional a cargo de las obras • Inspector fiscal • Comisión de evaluación • Autoridad vigente del Servicio • Comisión de recepción de obras 	<ul style="list-style-type: none"> • Trato favorable falto de explicación • Relación social estrecha entre un funcionario y el contratista • Aumento del patrimonio del funcionario público

Tabla N° 5. Elaboración propia.

Con la implementación de este sistema, las EFS tendrían una herramienta fundamental para establecer una política de conocimiento del entorno de los proyectos de inversión en obras públicas, lo que permitiría determinar un marco de comportamiento normal que servirá de referencia en la detección de circunstancias sospechosas de fraude.

En definitiva, la aplicación de estas técnicas de análisis de datos permitirá mejorar la eficacia de las auditorías. Esto debido a la capacidad de generar mejores hipótesis de hallazgos relevantes, respaldándose en una alta probabilidad de ocurrencia. Asimismo, la información obtenida, basada en análisis matemáticos y estadísticos, podría ser utilizada como medio de prueba para comprobar los actos ilícitos cometidos. Esto toma relevancia si pensamos que el auditor no solo está en permanente lucha con el defraudador, quien como ya vimos cuenta con un alto nivel de conocimiento y capacidades, sino que también se debe considerar que durante el proceso judicial, el defraudador tendrá el apoyo de abogados para establecer su defensa y desestimar los hechos, por lo tanto contar con evidencia irrefutable es de suma importancia.

V. Conclusiones

En el estudio de las teorías propuestas para explicar la comisión de fraudes, quedó claro que el conocimiento y la capacidad de los sujetos defraudadores, es un factor relevante a considerar, que obliga a las EFS y a sus funcionarios a estar al mismo nivel sino superior, para generar pruebas de control y procedimientos que logren prevenir y/o detectar los fraudes.

Por otra parte, hay que tener en cuenta que estamos atravesando una revolución industrial. Una primera etapa fue el big data o tratamiento de datos masivos, los que ahora son la base para la implementación de sistemas de control, reconocimiento de patrones y predicción de eventos, que las EFS deben incorporar en su estructura orgánica.

Hay que advertir que las tecnologías descritas en este trabajo, machine learning o deep learning, están disponibles para cualquier persona en el mundo (open source) y no son extremadamente costosas. Por lo tanto, con facilidad pueden ser utilizadas para cometer ilícitos y no ser detectados. Se recomienda que las EFS capaciten a sus funcionarios en machine learning y en lenguajes de programación como Python.

El sistema de control y prevención de fraudes en contratos de obras públicas (CENTINELA), es una opción sencilla y viable que se puede implementar para, en una primera etapa, captar datos de los proyectos de inversión pública y tener una visión completa de los factores y variables que pueden afectar el desarrollo de estos. En la segunda etapa, al contar con suficientes proyectos finalizados y evaluados, será posible implementar alguna técnica de machine learning para detectar fraudes. La etapa final sería el uso de sistemas basados en redes neuronales, para predecir el riesgo de fraudes o la probabilidad de éxito del proyecto, respecto del buen uso de los recursos públicos, solamente con los datos de entrada obtenidos en la adjudicación.

Esta última máxima permitirá en el futuro profundizar respecto de la eficiencia de los Servicios Públicos en el gasto de sus proyectos para evitar el despilfarro. Se podrán determinar los sobrecostos, abultamiento de presupuestos, eficiencia de la licitación pública o el abuso de las modificaciones de contratos para aumentar el valor final del contrato.

VI. Referencias

- i. Fortunato, J., Santos, N., y Faroni, W. (2017). *Diamante da fraude: um estudo descritivo nos relatórios de demandas externas do Ministerio da Transparencia e Contraloria Geral da Uniao (CGU)*. VIII Congreso internacional de Gobierno, Administración y Políticas Públicas GIGAPP, Madrid, España. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/320452548_Diamante_del_Fraude_un_estudio_descritivo_en_los_Informes_de_Demandas_Externas_del_Ministerio_de_Transparencia_Fiscalizacion_Contraloria_General_de_la_Union_CGU
- ii. Galvis-Castañeda, I., (2017). Geometría del fraude. *Centro de investigación Javeriano de Auditoría Forense, Colombia*. Recuperado de: <http://www.scielo.org.co/pdf/cuco/v18n45/0123-1472-cuco-18-45-00074.pdf>
- iii. Zayas, L., (2016). Señales de alerta para la detección de fraude en las empresas. *Revista de Contabilidad y Dirección*. (23). 61-68. Recuperado de https://accid.org/wp-content/uploads/2018/11/Senales_de_alerta_para_la_deteccion_de_fraude_en_las_empresas.pdf
- iv. Faura, D., (2016). El papel del auditor externo en la detección de fraudes. *Revista de Contabilidad y Dirección*. (23). 97-110. Recuperado de: https://accid.org/wp-content/uploads/2018/11/El_papel_del_auditor_externo_en_la_deteccion_de_fraudes.pdf
- v. González, A., (2018). Aplicación de técnicas de inteligencia artificial basadas en aprendizaje profundo (deep learning) al análisis y mejora de la eficiencia de procesos industriales. (Tesis de Maestría). Universidad de Oviedo, España. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/334328255_Aplicaciones_de_tecnicas_de_inteligencia_artificial_basadas_en_aprendizaje_profundo_deep_learning_al analisis_y_mejora_de_la_eficiencia_de_procesos_industriales
- vi. Sunqu. (2016). Introducción a machine learning. Recuperado de: <https://sunqu.net/machine-learning-sectores-beneficio/>
- vii. Documentos revelan nuevos contratos de escándalo MOP-GATE. (1 de noviembre de 2002). La Tercera, Santiago, Chile. Recuperado de: <http://agv.cl/cidhchilefigueroa/pe03sczaranski.pdf>
- viii. Cavada, J., (2017). Delitos Económicos: problemas y propuestas. Asesoría Técnica Parlamentaria. Biblioteca del Congreso Nacional de Chile. Recuperado de: <https://www.bcn.cl/asesoriasparlamentarias/buscar?texto=delitos+economicos>

VII. Bibliografía

- a) Unidad de Análisis Financiero. (2010). Guía de señales de alerta indiciarias de lavado o blanqueo de activos para el sistema financiero y otros sectores. Santiago, Chile.

- b) Guzmán, N., (2018). Estudio caso: Odebrecht. (Tesis de maestría). Universidad EAFIT, Medellín, Colombia. Recuperado de: https://repository.eafit.edu.co/xmlui/bitstream/handle/10784/12940/Natalia_Guzm%C3%A1nCasta%C3%B1o_2018.pdf?sequence=2

- c) Consejería de economía, hacienda y empleo. Gobierno de Cantabria. (noviembre 2018). El fraude en los contratos y en la contratación pública: Sistema de alertas. INTERREG SUDOE 2014-2020 Seminario financiero para beneficiarios y controladores. Madrid, España. Recuperado de: <http://www.dgfc.sepg.hacienda.gob.es/sitios/dgfc/es-ES/cfr/ocfr/Paginas/inicio.aspx>

- d) Pwc. (2018). Bots, machine learning, servicios cognitivos. Realidad y perspectivas de la inteligencia artificial en España 2018. Recuperado de: <https://www.pwc.es/es/publicaciones/tecnologia/assets/pwc-ia-en-espana-2018.pdf>

- e) Ramió, C., (2018) Inteligencia artificial y modelos de Administración Pública. Revista del CLAD Reforma y democracia. (72). 5-42. Recuperado de: <http://old.clad.org/portal/publicaciones-del-clad/revista-clad-reforma-democracia/articulos/072-octubre-2018/Ramio.pdf>

VIII. ANEXO

- **Recursos matemáticos básicos utilizados en Machine Learning**

- a) **Algebra Lineal:** se utilizan operaciones entre matrices. Al definir una hipótesis $h(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ en función de las características o variables que se quieren manejar. Por ejemplo, la asignación de valores creada para determinar bandas de selección.

Variable escogida: *Multas*.

Criterio para asignación de puntajes: Relación entre el monto de la multa con el monto total del contrato.

Bandas de clasificación: 0% a 0,5% Bueno – 0,5% a 1% Regular – 1% a 5% Malo – sobre 5% Muy Malo

Puntajes asignados: el proyecto con un alto valor en multas castigará a los factores empresa e inspector fiscal. Bueno de 1 a 25 – Regular 25 a 50 – Malo 50 a 75 – Muy malo 75 a 100.

Entonces, definidas todas las variables a evaluar, se obtiene la función:

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n$$

- b) Definir una función de costos en base a la hipótesis $J(T_1, T_2, T_3, \dots, T_n)$. la función debe cumplir con ser convexa para que tenga un único mínimo global.

Función de costo: $j(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$

- c) Definir un algoritmo para minimizar la función de costos (encontrar la derivada de la función de costos para encontrar el mínimo)

Algoritmo de Descenso del gradiente

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \quad \text{para } j := 0 \text{ a } (n)$$