



Estudio sobre el nivel de Madurez Analítica en el sector bancario y estrategias para su
evolución en Colombia

Gynna Paola Durán Quintero

Jhonatan David Estrada Castaño

Colegio de Estudios Superiores de Administración - CESA

Maestría en Administración de empresas (MBA)

Bogotá

2022

Estudio sobre el nivel de Madurez Analítica en el sector bancario y estrategias para su
evolución en Colombia

Gynna Paola Durán Quintero

Jhonatan David Estrada Castaño

Director: Ricardo Dicarlo Blanco

Colegio de Estudios Superiores de Administración - CESA

Maestría en Administración de empresas (MBA)

Bogotá

2022

Tabla de Contenido

1. Introducción	8
1.1 Planteamiento del problema	9
1.2 Pregunta de investigación	14
1.3 Hipótesis	14
1.4 Objetivos	14
1.4.1 Objetivo General	14
1.4.2 Objetivos específicos:	14
2. Revisión de la Literatura	15
2.1 Estado del Arte	15
2.1.1 Evolución de la analítica de Datos	15
2.1.2 Analítica en las organizaciones	16
2.1.3 Los desafíos del análisis de datos	18
2.2 Marco Teórico	20
2.2.1 Definiciones generales	20
2.2.2 Madurez Analítica	22
2.2.3 Modelos para determinar la Madurez Analítica	23
2.2.3.1 Modelo DELTA Plus Davenport	23
2.2.3.2 Modelo TDWI	25
2.2.3.3 Modelo Gartner	27
3. Metodología	28
3.1 Selección de modelo	29
3.2 Selección de la muestra	31
3.3 Fase cuantitativa	31
3.3.1 Piloto para la realización de las encuestas y análisis de resultados	31
3.3.2 Desarrollo de la fase cuantitativa	33
3.4 Fase cualitativa	34
4. Análisis de resultados	35
4.1 Análisis de datos cuantitativos	35
4.1.1 Resultados generales	37
4.1.2 Resultados por tipo de entidad	38
4.1.3 Resultados por nivel en la organización	40
4.1.4 Resultados por categoría	41

	4
4.1.4.1 Organización	41
4.1.4.2 Recursos	42
4.1.4.3 Infraestructura	43
4.1.4.4 Analítica	44
4.1.4.5 Gobierno	45
4.2 Análisis de datos cualitativos	46
4.2.1 Panel de expertos	46
4.2.2 Palabras clave	49
4.2.3 Matriz de análisis	50
4.2.4 Matriz de análisis por tipo de entidad.	51
4.2.5 Matriz de análisis por categorías.	52
4.2.5.1 Organización	53
4.2.5.2 Recursos	53
4.2.5.3 Infraestructura	54
4.2.5.4 Analítica	55
4.2.5.5 Gobierno	55
4.2.6 Guía de mejores prácticas.	56
4.2.6.1 Organización	56
4.2.6.2 Recursos	56
4.2.6.3 Infraestructura	57
4.2.6.4 Analítica	57
4.2.6.5 Gobierno	58
5. Conclusiones y recomendaciones	59
6. Referencias	61
7. Anexos	65

Listado de Figuras

Figura 1 Gráfico de encuesta Madurez Analítica prueba piloto Sodexo.....	33
Figura 2 Código QR para acceder a la encuesta de Madurez Analítica.....	34
Figura 3 Gráfica respuesta de encuestas por tipo de entidad Superintendencia Financiera.....	36
Figura 4 Gráfica respuesta de encuestas por nivel en la organización	36
Figura 5 Gráfico de araña por categoría.....	39
Figura 6 Gráfico de araña por nivel en la organización.....	41
Figura 7 Gráfico de respuestas por categoría - organización.....	42
Figura 8 Gráfico de respuestas por categoría - recursos.....	43
Figura 9 Gráfico de respuestas por categoría - Infraestructura.....	44
Figura 10 Gráfico de respuestas por categoría - Analítica.....	45
Figura 11 Gráfico de respuestas por categoría - gobierno	46
Figura 12 Perfil experto - Javier Díaz.....	47
Figura 13 Perfil experto - Tito Neira.....	48
Figura 14 Perfil experto - Ximena Ángel.....	49
Figura 15 Nube de palabras	50

Listado de Tablas

Tabla 1 Etapas de la Madurez Analítica Modelo TDWI Analítica.....	27
Tabla 2 Comparativo modelos de acuerdo con Ariyaratna.....	30
Tabla 3 Comparación de Modelos.....	30
Tabla 4 Resultados encuesta Madurez Analítica prueba piloto.....	32
Tabla 5 Nivel de madurez analítica.....	37
Tabla 6 Nivel de madurez por tipo de entidad.....	38
Tabla 7 Nivel de madurez analítica por nivel en la organización.....	40
Tabla 8 Matriz de análisis por nivel en la organización	50
Tabla 9 Matriz de hallazgos por tipo de entidad	51
Tabla 10 Matriz de análisis por tipo de categoría - organización.....	53
Tabla 11 Matriz de análisis por tipo de categoría - recursos	53
Tabla 12 Matriz de análisis por tipo de categoría - infraestructura.....	54
Tabla 13 Matriz de análisis por tipo de categoría - analítica	55
Tabla 14 Matriz de análisis por tipo de categoría - gobierno.....	55

Listado de Anexos

Anexo 1 Entidades agremiadas a Asobancaria.....	65
Anexo 2 Entidades con mayor volumen de operaciones en el segundo semestre 2021.....	66

1. Introducción

La aparición de la Analítica de Datos, entendida como la utilización de técnicas de análisis de datos para resolver problemas de negocio, ha permitido la evolución en la toma de decisiones de las organizaciones. Estas decisiones se dejan cada vez menos al azar y tienen en los datos un aliado fundamental para disminuir el nivel de incertidumbre mejorando la probabilidad de éxito en la consecución de los objetivos planteados.

Al tiempo que la Analítica de Datos ha tenido un papel preponderante en la toma de decisiones, también ha expuesto a las organizaciones a enfrentar grandes desafíos. Algunos estudios como el de Gartner (2018) han podido identificar que un 50% de los proyectos relacionados con Analítica de Datos han fracasado, y como lo plantea Girard (2020 p.1), esto se debe a que la organización y el personal no están preparados para desempeñar un conjunto de tareas que vayan más allá de lo operativo o que los objetivos planteados en los proyectos de Analítica no están alineados con las estrategias organizacionales.

Como consecuencia de lo anterior, algunas firmas especializadas han diseñado formas de determinar el grado de Madurez Analítica que Nathb plantea como las “herramientas que facilitan la evaluación del nivel de desarrollo de las capacidades, procesos y recursos organizacionales” (2018, p.63).

Para el caso de Colombia, la Analítica de Datos en las organizaciones ha venido creciendo de manera significativa, como lo explica Asobancaria en su informe de *Tipificación La Banca Colombiana*, que muestra que el uso del Business Analytics (BA) conformado por Inteligencia Artificial (IA), Big data y Machine Learning (ML) se utiliza para la toma de decisiones, identificación de las necesidades de los clientes e insumos para la creación de productos y servicios en el sector bancario (2018. p.91).

Para tal fin, este trabajo de investigación busca identificar ¿En qué estado de Madurez Analítica se encuentran las entidades del sector bancario en Colombia, y de qué manera se puede aportar con relación al uso y aprovechamiento de las oportunidades de desarrollo que ofrece la Analítica de Datos?

De acuerdo con lo anterior, el desarrollo de esta investigación se iniciará con la identificación de un modelo de Madurez Analítica que se adapte al sector bancario. Luego de tener el modelo definido, se identificará el grado de madurez analítica en entidades financieras agremiadas a Asobancaria y se determinará en qué nivel de madurez del sector financiero en Colombia. Luego de recolectar y procesar los resultados, se revisarán con expertos a través de entrevistas a profundidad con el objetivo de determinar los aspectos o factores para mejorar el nivel de madurez en el sector financiero en Colombia.

1.1 Planteamiento del problema

En el panorama contemporáneo, cada vez más, el análisis de datos toma mayor importancia en las organizaciones. La trazabilidad de los datos ha crecido con el desarrollo de nuevas tecnologías y, de acuerdo con IBM Software Group, el 90% de los datos recolectados en toda la historia ha sido recogido y almacenado en los últimos 2 años (en Soldić-Aleksić et al., 2020, p. 18). Asimismo, debido a los menores costos asociados con la recopilación y almacenamiento de datos, este proceso se convierte en una herramienta accesible para la mayoría de las organizaciones, independientemente de su tamaño.

Sin embargo, muchos proyectos de Analítica de Datos fracasan, debido a que las organizaciones y el personal no están preparados para desempeñar un conjunto de tareas que vayan más allá de lo operativo (Girard, 2020, p.1). Esto quiere decir que, por más de que las organizaciones tengan acceso a la información, no siempre le sacan el mayor

provecho porque no establecen estrategias y directrices alineadas que les permitan madurar en las posibilidades del análisis de datos.

De acuerdo con el texto *Exploring communication success factors in data science and analytics projects*, un estudio de Gartner pudo identificar que los proyectos de ciencia y análisis de datos tuvieron una tasa de fracaso superior al 50%; se encontraron varios puntos de fallas de los cuales se destacan que no se incluyeron estrategias claras, que definieron los resultados esperados (Larson, 2018, p.30).

Para dar solución a los problemas que se presentan en el Business Analytics (BA), Castillo (2020) resalta la importancia de establecer modelos de Madurez Analítica que nazcan con el objetivo de medir y gestionar estos proyectos, y que permitan determinar la capacidad de una organización, de acuerdo con sus procesos internos. En un principio, estos modelos solo eran utilizados por empresas de desarrollo de software; hoy en día, se ha diversificado su aplicación, de modo que se incluyen áreas como “gestión del conocimiento, gestión del desempeño y gestión de datos” (Castillo, 2020, p.631), entre otras. Una de las razones de la acogida de estos modelos desarrollados para determinar la Madurez Analítica de BI es que facilitan la comprensión del estado de madurez de cada empresa y permiten determinar en dónde se encuentra la organización, con respecto a otras (Castillo, 2020).

Una de las industrias donde el BA ha tenido una gran acogida es el sector bancario. De acuerdo con Ghose y Kajal, en un estudio enfocado en el banco más grande de India (State Bank), el BA se enfoca en 3 áreas principales: análisis de riesgo, análisis de clientes y eficiencia operativa. También indican las diversas aplicaciones que se le puede dar a la analítica en el sector como segmentación de clientes con el objetivo de obtener una mayor

rentabilidad, venta cruzada para ofrecer los productos a los clientes correctos, pronosticar la vida del cliente, probabilidades de abandono, entre otras. (2017, p. 29).

Law y Chung resaltan la importancia del BA desde el punto de vista de la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje de máquina (ML) con chatbots, prevención de delitos financieros, detección de fraudes en tiempo real, servicios de asesoramiento robótico para gestión de cartera, entre otras aplicaciones que usan fuentes de datos estructurados y no estructurados (2020, p. 210).

Colombia no ha sido ajeno a la preocupación por implementar o mejorar los ecosistemas analíticos en las organizaciones. Por invitación del Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (MINTIC) y Colciencias, se creó la Alianza CAOBA, que combina la capacidad de investigación en las Universidades, oferta de productos en el mercado y soluciones innovadoras orientadas a mejorar el Big Data y la Analítica de Datos en sectores estratégicos del país (CAOBA, 2020).

En cuanto al sector bancario en Colombia, de acuerdo con el informe de Asobancaria, el uso del BA representado en temas relacionados con IA, Big data y ML se ha utilizado para la toma de decisiones, identificación de las necesidades de los clientes e insumos para la creación de productos y servicios (2018. p.91). A pesar de los avances, se hace un llamado a continuar expandiendo las capacidades analíticas del sector y, para lograr este objetivo, se deben tener en cuenta conceptos como el de Madurez Analítica para hacer el mejor uso de los recursos.

Como indica José Mutis, Country Manager de SAS para Colombia y Ecuador, el sector financiero:

Se ha percatado de la cantidad de datos que generan cada uno de sus clientes diariamente y se está reformando totalmente para extraer el máximo conocimiento oculto en esos volúmenes de información, que, hasta el momento, no aportan valor; el objetivo es tener al cliente y sus datos como epicentro del negocio (ValoraanalitiK, 2020).

La diferencia entre la recopilación de datos y un proceso estratégico de su utilización alineada con los objetivos de una organización se llama Madurez Analítica. Es por esto que los directivos buscan nuevas formas de desarrollar estrategias, a partir de la adopción de plataformas que ayuden a introducir capacidades Analíticas orientadas a optimizar procesos y generar valor a través de los datos (Zeid, 2019, p.1).

Fern Halper resalta que la importancia de un modelo de madurez es que las empresas comprendan “dónde han estado, dónde están y para dónde deben ir” con sus ecosistemas de Business Analytics. Además, señala que el modelo de madurez proporciona una orientación a las empresas que se encaminan en proyectos de Analítica para el entendimiento de las mejores prácticas de otras empresas que están en un nivel más alto de Madurez Analítica (2020, p 3).

A nivel mundial las organizaciones están haciendo esfuerzos por mejorar sus niveles de madurez analítica, pero a pesar de estos esfuerzos, la maduración en términos de analítica no está ocurriendo a los niveles ni en los tiempos esperados, tal como se muestra en un estudio desarrollado por Boston Consulting Group llamado *Data Capability Maturity* y que se centra en 7 categorías: visión, casos de uso, recursos, gobierno de datos, infraestructura de datos, ecosistemas de datos y gestión del cambio. En 2016 se realizó la encuesta en 8 sectores: Tecnología, Financiero, Consumo Masivo, Transporte y Logística,

Salud, Energía y Sector público, de acuerdo con los resultados obtenidos esperaban aumentar su nivel de madurez analítica en 58%, pero al final del estudio, en 2019, demostraron que solo se llegó a un 19%. (Boston Consulting Group, 2019)

Las cifras en Latinoamérica no se alejan del panorama global. la firma Infórmese en su estudio de *Índice de Madurez Analítica* (IMA) presentando en mayo de 2021, realizado en 300 organizaciones de Colombia, México, Perú, Ecuador y Venezuela, hizo una medición en 6 industrias: Financiera, Gobierno, Servicios Públicos, Retail y Otras industrias y separó 6 etapas: Incapacidad Analítica, Analítica Localizada, Aspirante Analítico, Organización Analítica y Competidor Analítico. Resalta que el 73 % de las empresas encuestadas aún se encuentran en la etapa de Aspirante Analítico. (INFÓRMESE, 2021)

Para el caso de Colombia las cifras reveladas por IMA muestran que, de las 150 empresas incluidas, solo el 17% siempre incluyen la analítica en los procesos de innovación, además, otro dato a resaltar es que solo el 14% siempre emplea la analítica para procesos críticos del negocio, mientras que el 45% casi siempre lo hace. Por último, 51% de las empresas encuestadas nunca usa información de redes sociales comparada con solo el 3% que siempre la usa. (INFÓRMESE, 2021)

Gracias a esto, cada vez son más las industrias, a nivel mundial, que evolucionan y maduran en la forma en que utilizan la información. Gracias a ella, se puede constituir la base del conocimiento que requieren las organizaciones para la toma de decisiones. Sin embargo; no todas comprenden, le prestan la suficiente atención, tienen los recursos o son estratégicas en el uso que le pueden dar a la información que hoy en día se puede recopilar. Colombia no es un país que se destaque por estar a la vanguardia en tecnología; sin

embargo, la dinámica cambiante de los últimos tiempos la lleva a no ser ajena a las exigencias que vienen con los cambios.

1.2 Pregunta de investigación

¿En qué estado de Madurez Analítica se encuentran las entidades del sector bancario en Colombia, y de qué manera se puede aportar con relación al uso y aprovechamiento de las oportunidades de desarrollo que ofrece la Analítica de Datos?

1.3 Hipótesis

El sector bancario colombiano está en una etapa *establecida* de Madurez Analítica, de acuerdo con la medición del modelo TDWI (2020). y a partir del modelo de medición de Madurez Analítica para entidades pertenecientes a Asobancaria, se pueden diseñar estrategias y directrices alineadas y orientadas a mejorar las áreas de oportunidad en este sector.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Proponer estrategias de mejora aplicables a las entidades bancarias colombianas que les permitan encaminarse hacia un nivel óptimo de Madurez Analítica.

1.4.2 Objetivos específicos:

- a. Seleccionar el modelo de medición de Madurez Analítica más pertinente.
- b. Evaluar el nivel de Madurez Analítica.
- c. Diagnosticar las áreas de oportunidad relacionadas con la Madurez Analítica

- d. Proponer una guía general de mejores prácticas para que se puedan alcanzar niveles más altos de Madurez Analítica.

2. Revisión de la Literatura

2.1 Estado del Arte

2.1.1 Evolución de la analítica de Datos

La implementación de la ciencia de datos es un arte en evolución, que aún no se ha dominado por completo. Autores como Larson plantean que la Analítica se puede describir como una nueva forma de competencia centrada en el uso de datos y la toma de decisiones basada en hechos, utilizando estadística, análisis cuantitativo y predicción (Larson, 2018, 31). Por eso, el análisis de datos será uno de los impulsores clave para el crecimiento económico a nivel mundial (Sharma, 2016, p.19).

Hoy las organizaciones cuentan con grandes cantidades de información que requieren ser administradas y gestionadas. Es así como Larson determina que la ciencia y el análisis de datos surgieron debido a la necesidad de extraer e interpretar grandes cantidades de datos. Estos datos se administran a través de hardware y software que aseguran su consistencia, se fusionan, se utilizan modelos de visualización para comprenderlos, se incorporan estadística y algoritmos y, de esta forma, presentan hallazgos que serán utilizados para la toma de decisiones (Larson, 2018, p. 30).

El avance de los temas referentes a Analítica de Datos se ha incrementado en los últimos años. Así lo plantean Davenport & Harris (2017, p.7), que separan la Analítica en 4 etapas a través de la historia, resaltando que las últimas 3 se han desarrollado en los últimos

10 años. Los autores dividen el proceso en: Analítica descriptiva 1.0, uso de la Big data en la Analítica 2.0, la combinación de diferentes fuentes de datos para crear productos en la Analítica 3.0 y la Analítica 4.0. (centrando la atención en el autoservicio de los datos y la democratización de la información).

Como se acaba de señalar, la evolución de la analítica de datos se ha dado en diferentes etapas y con la integración de diferentes ramas del conocimiento, también el desarrollo de la tecnología y optimización de procesos ha acelerado su desarrollo. Las organizaciones han tomado partido de esto, como se resaltaré a continuación.

2.1.2 Analítica en las organizaciones

En el caso de las organizaciones, la Analítica enfrenta un gran desafío, ya que tiene por objetivo entregar información significativa y conocimientos, más allá de solo presentar datos. Así, los datos son la manera de conocer cómo las operaciones están conduciendo a la organización al cumplimiento de sus metas. Esto solo se logra trabajando en estrecha colaboración con cada uno de los equipos de la empresa y a través del orden y la simplificación (Sharma, 2016, p.19).

Asimismo, la Analítica de Datos promete representar un cambio en la forma en que actúan las empresas e interactúan con sus clientes. Por ejemplo, la capacidad de analizar los datos de forma más precisa permite una mayor competitividad. También, con la velocidad a la que se puede obtener y procesar información se puede predecir lo que los clientes desean y cuándo lo desean (Sharma, 2016, p.19).

A su vez, autores como Soldic, Chroneos & Karamata definen la Analítica como la combinación de diferentes herramientas, técnicas y procesos que generan conocimiento

nuevo a partir de la extracción de patrones y tendencias. Así, proveen soluciones desde un ámbito empresarial, a partir de la creación de modelos de análisis y simulaciones con la comprensión de la realidad. Esta información puede lograr predecir tendencias, comportamientos y dinámicas futuras (2020, p.16).

Por eso, en el artículo de Soldic y Chroneos, *Business analytics: new concepts and trends*, se define que el uso del análisis de datos se ha extendido a varias de las funciones comerciales de las empresas principalmente en marketing, ventas, dirección ejecutiva, tecnología y finanzas. Las técnicas más utilizadas, principalmente, son: regresión, técnicas de clasificación, estadística descriptiva, redes neuronales, árboles de decisión, procedimiento de lenguaje y análisis de sentimientos (2020, p. 22).

Yin & Fernandez en *A Systematic Review on Business Analytics* muestran ejemplos de distintas aplicaciones en industrias y determinan que objetivo del *Business Analytics* es estar enfocado en promover la eficiencia y respaldar la toma de decisiones. A su vez, destacan que el *Business Analytics* es interdisciplinario porque involucra diferentes perfiles que requieren generar una sinergia para conseguir los objetivos de negocio (2020, p. 292)

Sin embargo, a pesar de la importancia y utilidad antes descrita de la Analítica de Datos, se ha identificado que algunas organizaciones no han comprendido el potencial de los datos en su calidad en activo estratégico. Es por eso que Sharma afirma que es necesario que la organización tenga una iniciativa de estrategia al respecto, que cuente con la participación de todas las áreas claves del negocio para desarrollar una hoja de ruta y un plan de ejecución en los proyectos de Analítica de Datos (Sharma, 2016, p. 21).

A pesar de que la analítica de datos se está utilizando en distintas áreas del negocio y para distintos propósitos, aún no se ha logrado explotar todo su potencial en las distintas organizaciones. Al ir evolucionando en el uso de la analítica de datos van apareciendo diversos desafíos que no solo tienen que ver con recursos tecnológicos, sino que también involucran aspectos como: comunicación, cultura organizacional, alineación con la estrategia, gestión de proyectos, perfiles con competencias orientadas al análisis de datos, entre otros.

2.1.3 Los desafíos del análisis de datos

Muchas organizaciones que han logrado implementar proyectos de análisis de datos se enfrentan a que la cantidad de información va aumentando de manera constante, lo que lleva a desafíos como el manejo de la complejidad, inseguridad, costos (Sharma, 2016, p.21), falta de profundidad y de Madurez Analítica, altos volúmenes, velocidad y variedad de información (Larson, 2018, p.30). Para superar estos retos, es necesario que las empresas inviertan en la tecnología adecuada y que tengan una ruta estratégica (Sharma, 2016, p. 21). Autores como Katz (2020, p. 7) postulan que otro de los desafíos es la aversión al cambio, una de las mayores barreras para la adopción de este tipo de proyectos. Esta tendencia, muchas veces está incrustada en la cultura organizacional y se relaciona, a su vez, con la aversión a la incertidumbre y el riesgo.

Una de las principales razones por las que fallan los proyectos de análisis de datos es porque no hay un entendimiento de las necesidades de la organización, para esto los líderes deben tener claros los resultados o problemas con los que cuenta la organización. Otra de las fallas es por no tener un plan de comunicación claro y no planificar aspectos

como la calidad de los datos; por otro lado, ver el análisis de datos como un trabajo solo de las personas de tecnología (Larson, 2018, p.31).

Por eso, para la adopción de proyectos de Analítica de Datos se requiere la apropiación de ideas y conocimientos dentro de la organización. Esto se logra a partir de la integración de los equipos involucrados, donde no solo participan los roles de tecnología. Por eso es de vital importancia la complementariedad del conocimiento entre las áreas, comprendiendo mejor el intercambio de información sobre problemas cotidianos de la operación (Ferreira et al., 2020, p.13).

Otro factor importante en la conformación de ecosistemas de Analítica son las habilidades de cada uno de los actores involucrados. Teniendo en cuenta los diferentes perfiles que se presentan en el entorno de la analítica, Verma, Yurov, Lane & Yurova realizaron un estudio para 4 puestos de trabajo relacionados con analítica en Estados Unidos: “Business Analyst (BA), Business Intelligence Analyst (BIA), Data analyst (DA), y Data Scientist (DS)” (Verma et al., 2019, 248). Para esto, usaron como fuente de datos el buscador de empleo ineed.com y, a través de un análisis de contenido con la descripción de los cargos, obtuvieron las *skills* más solicitadas. El primer *skill* de la lista fue la toma de decisiones, seguida por organización, comunicación y gestión de datos. Otros resultados del estudio fueron los distintos niveles de habilidades blandas, estadísticas y técnicas requeridas en cada una de las posiciones (Verma et al., 2019).

De acuerdo con este estudio y como se planteaba anteriormente, una de las principales barreras -y por lo tanto, habilidad necesaria- para la implementación de proyectos de Analítica de Datos es la comunicación. Para lograr una mejor comunicación, de acuerdo con Larson (2018), se debe comenzar con un constante intercambio de

conocimientos. Esto permitirá que los equipos de proyectos comprendan y analicen los objetivos de la organización de manera conjunta. Dentro de las mejores prácticas para mejorar la comunicación se incluyen definir claramente los objetivos del proyecto, asegurar que el proyecto esté alineado con las estrategias organizacionales y que las personas conozcan las expectativas del proyecto (Larson, 2018, p. 31).

Otro aspecto importante es que las organizaciones evolucionen hacia una Madurez Analítica. Esta se logra a partir de la experiencia y el uso de indicadores asociados al negocio que permitan identificar si el proyecto sí ayudó a resolver problemáticas que se tenían en la organización. A partir de esta experiencia se da una mayor visibilidad a la importancia de la Analítica dentro de los equipos de trabajo, esto genera que la empresa comience a utilizar los resultados analíticos en su planificación y logre la Madurez Analítica, que es un proceso constante y necesario de evolución (Ferreira et al., 2020, p. 17)

Ya que se evidencian diferentes falencias y retos asociados a la analítica de datos, este trabajo de investigación busca evaluar el grado de madurez analítica en que se encuentra el sector bancario en Colombia, y encontrar los puntos donde hay oportunidades y que sirva de insumo para trazar hojas de ruta para avanzar un eslabón más en la evolución de la madurez analítica en el país.

2.2 Marco Teórico

2.2.1 Definiciones generales

Es importante iniciar con una definición de lo que significa la palabra dato, que como lo indica Chaim Zins la academia lo define como el insumo de la información y la información insumo del conocimiento (Zins, 2007, p. 479).

Para esta investigación se trabajará el dato como una cadena de símbolos que al comunicarnos con un objetivo se convierten en información, y el uso de la información, desde un marco personal/cognitivo la convierte en conocimiento (Zins, 2007, p. 483). La combinación de estos tres conceptos tiene una relación directa con lo que se entiende por Business Analytics (BA) en el desarrollo de este documento.

Soldi´c, Chronos y Kamarata consideran el BA como el resultado de la combinación de análisis de datos, análisis estadístico, ciencias administrativas y herramientas informáticas (2020, p. 15).

Evans define el BA como un proceso de transformación de datos y hallazgos enmarcados en un contexto empresarial para ayudar a la toma de decisiones y resolución de problemas (2017, p.30). El BA tiene tres funciones principales: primero, ayuda a las organizaciones en el proceso de toma de decisiones; segundo, fomenta la comprensión de los clientes y los mercados para que las empresas puedan mejorar servicios y la calidad; y, por último, ayuda a comprender elementos del entorno externo, como clientes y otras partes de interés (Yin & Fernandez, 2020, p. 287).

A su vez, Soldi´c, Chronos y Kamarata señalan que el BA está conformado por 3 tipos de análisis, y cada uno responde una pregunta diferente: *Análisis Descriptivo* responde a ¿Qué pasó en el pasado?, *Análisis Predictivo* a ¿Qué pasará en el futuro? y *Análisis prescriptivo*, usando los análisis anteriores, responde a ¿Cómo se pueden mejorar los resultados? (2020, p. 17).

El concepto de Business Intelligence (BI) en ocasiones se confunde con Business Analytics. Por esto, Yin & Fernandez (2020, p. 287) revisan la diferencia entre ambos conceptos desde la perspectiva de diversos autores; la mayoría coinciden en que el BA es una extensión del BI, en donde el BI se refleja principalmente en la etapa de análisis

descriptivo. Esta definición de BI, como la parte descriptiva del BA, será usada en todo el desarrollo de esta investigación.

Por el aumento del volumen de datos apareció el concepto de Big Data. Soldi´c, Chronos y Kamarata explican que no existe una única definición, pero la más aceptada es la definida con base en las tres v: Volumen, Variedad y Velocidad. Volumen, por las grandes cantidades de información que se deben procesar; Variedad, porque los datos ya no solo vienen estructurados, es decir en un sistema de columnas, sino que vienen en múltiples formas, como semi estructurados como en XML o correo electrónico o no estructurados como imágenes, audios, videos entre otros; por último, la velocidad hace referencia al procesamiento de flujos de datos dinámicos, que en muchas ocasiones se requieren en tiempo real (2020, p.18).

2.2.2 Madurez Analítica

De acuerdo con Castillo “un modelo de madurez es una herramienta que permite identificar, evaluar y explicar los procesos de una organización, a través de una secuencia de niveles que determina la evolución en que se encuentra bajo un contexto BI” (2020, p.631). A su vez, Chena y Nathb plantean los modelos de madurez como las “herramientas que facilitan la evaluación del nivel de desarrollo de las capacidades, procesos y recursos organizacionales” (2018, p.63).

Desde su definición, la Madurez Analítica se relaciona con una serie de conceptos derivados de las ventajas que puede traer utilización. Por eso, Chena y Nathb (2018, p.63) explican cómo se ha trasladado este concepto a los sistemas de información para indicar la necesidad de trazar un camino que permita lograr una sinergia entre la alineación estratégica de la empresa y las competencias técnicas necesarias. Por eso, los autores

desarrollaron una metodología enfocada en medir el nivel de Madurez Analítica en las empresas, teniendo en cuenta la alineación del departamento de tecnología y el rendimiento de la organización: “Lograr la madurez de BA implica un proceso evolutivo de desarrollar competencias en áreas que incluyen datos, tecnología de la información, experiencia en análisis, apoyo a la gestión y orientación estratégica” (Chen & Nath, 2018, p.62).

Según Castillo et al, un modelo de madurez permite:

- a. Determinar el estado de crecimiento de una organización o proceso de negocio.
- b. Transitar de forma progresiva a través de los niveles de madurez, que inician desde la inconsistencia de los procesos de negocio hasta el nivel óptimo de mejora continua de los procesos de negocio.
- c. Trazar claramente estrategias de mejoras para alcanzar los objetivos previstos.
- d. Identificar las áreas o factores donde la organización debe enfocarse para mejorar.
- e. Guiar programas de mejora. (Castillo et al., 2020, p.631)

2.2.3 Modelos para determinar la Madurez Analítica

2.2.3.1 Modelo DELTA Plus Davenport

De acuerdo con Davenport (2018), el modelo Delta Plus es la actualización del Modelo Delta introducido por Davenport y Jeanne Harris en su libro *Competing on Analytics: The New Science of Winning* (2007). Este nuevo modelo determina siete elementos compuestos de la siguiente forma:

D: **Datos** de alta calidad y accesibles

E: **Empresas** orientadas a la gestión del análisis

L: **Liderazgo** analítico

T: **Objetivos** Estratégicos

A: **Análisis**

El crecimiento continuo de Big Data, junto con la introducción de nuevas técnicas Analíticas, significa que hay dos elementos adicionales (los factores Plus) que también deben considerarse:

T: **Tecnologías**

A: Para técnicas **Analíticas**

El modelo Delta plantea cinco etapas de Madurez Analítica:

Etapa 1 (Deterioro analítico)

Las organizaciones que se encuentran en esta etapa cuentan con las siguientes características:

- Confían en el instinto para tomar decisiones
- No hay planes formales de inversión en Analítica
- Carecen de datos para responder preguntas de análisis
- Los líderes desconocen la Analítica y qué hacer con ella

Etapa 2 (Analítica localizada)

- Los análisis e informes se encuentran almacenados de manera aislada, sin tener comunicación con el resto de las aplicaciones de la empresa
- No se cuenta con medios estructurados para entregar información a cada una de las unidades de negocio de la organización
- Multiplicidad de información

Etapa 3 (Aspiraciones analíticas)

- Se conoce el valor de la Analítica
- Se tiene la intención de mejorar e implementar proyectos de Analítica
- Se ha progresado poco para hacer la Analítica una realidad

Etapa 4 (Empresas analíticas)

- Tiene la Analítica implementada múltiples aspectos de la organización
- Altamente orientados a los datos
- Tiene herramientas Analíticas
- Uso de la Analítica, pero aún falta un compromiso plenamente analítico para utilizarlo estratégicamente

Etapa 5 (Competidores analíticos)

- Se utiliza la Analítica de forma estratégica
- Ven la Analítica como una herramienta competitiva
- Han visto algunas ventajas competitivas como resultado de la Analítica (Davenport, 2018)

2.2.3.2 Modelo TDWI

El modelo de madurez TDWI expuesto por Fern Halper está compuesto de 52 preguntas en 5 categorías, divididas en: *Organización, Recursos, Infraestructura de Datos, Analítica y Gobierno*.

- *Organización*

En esta categoría se quiere identificar si las estrategias organizacionales, el liderazgo y la cultura organizacional van encaminadas a la consecución de proyectos de Analítica de Datos, si la información que arrojan los modelos de Analítica de Datos es determinante para la toma de decisiones, y si la organización tiene una cultura de cambio.

- *Recursos*

Esta categoría busca identificar si la organización cuenta con el recurso humano para cumplir con los requerimientos de los proyectos de Analítica, y por otro lado también

evalúa si la organización cuenta con la disposición de invertir sus recursos económicos en la implementación y desarrollo de modelos analíticos.

- *Infraestructura de Datos*

Dentro de esta categoría se busca determinar el uso de los datos en la organización y cómo se administran de acuerdo al volumen, frecuencia, integridad y la congruencia en la que está construida la arquitectura de los datos.

- *Analítica*

Esta categoría evalúa qué valor tienen la Analítica tiene dentro de la organización y si la automatización de los procesos de Análisis de Datos son relevantes para la organización

- *Gobierno*

Dentro de esta categoría se determina como es la gobernanza de los datos dentro de la organización, se cuenta con un uso adecuado de los datos y los controles para los accesos a los ambientes de producción están correctamente diseñados.

También consta de 5 etapas que son: *Naciente, Temprano, Establecido, Maduro y Avanzado/Visionario*. La ganancia en las inversiones en Analítica debería ser directamente proporcional a la etapa en que las empresas se encuentran.

Una vez las organizaciones encuestadas responden las preguntas, cada categoría tiene un puntaje máximo de 20 puntos, como los niveles de madurez pueden ser distintos de acuerdo con la categoría, se determinan las etapas de manera independiente de acuerdo con los siguientes intervalos.

Tabla 1*Etapas de la Madurez Analítica Modelo TDWI Analítica*

	Etapa
(0-5]	Naciente
[6-10]	Temprano
[11-15]	Establecido
[16-19]	Maduro
[20]	Visionario

Nota: Elaboración propia a partir de Halper (2020)

Cada categoría podría ubicarse en etapas distintas de madurez, por ejemplo, una organización podría tener un nivel más maduro en Infraestructura de Datos que en Recursos. (Halper, 2020).

2.2.3.3 Modelo Gartner

El modelo de Madurez Analítica de (Gartner, 2018) plantea cinco etapas de Madurez Analítica:

Nivel 1 Básico:

- Los datos no se exploran
- La gente discute sobre quién tiene los datos correctos
- El análisis es ad hoc
- Transaccional

Nivel 2 Oportunista:

- El departamento de TI formaliza los requisitos de disponibilidad de información
- Barreras organizativas y falta de liderazgo
- Esfuerzos de información y calidad de datos, pero aún en silos

Nivel 3 Sistemático:

- Los diferentes tipos de contenido todavía se tratan de manera diferente
- Estrategia y visión consolidadas
- Ágiles
- Las fuentes de datos exógenas se integran fácilmente

Nivel 4 Diferenciación:

- Los ejecutivos defienden y comunican las mejores prácticas
- BI es indispensable para el rendimiento y la innovación y está vinculado a todos los programas.
- Mentalidad para la sinergia continua

Nivel 5 Transformacional:

- BI es fundamental para la estrategia empresarial
 - Estrategia y ejecución alineadas a la mejora continua
- (Gartner, 2018)

3. Metodología

La presente investigación se desarrolla bajo una metodología exploratoria y descriptiva, en la que se identificará a través de un análisis comparativo el modelo de medición de Madurez Analítica que más se ajusta al sector bancario colombiano y se abordará un enfoque mixto (cualitativo y cuantitativo) para determinar el nivel de madurez de las empresas seleccionadas (Correa & Murillo, 2015, p. 34).

Por lo tanto, el desarrollo de la investigación se realizará en 3 etapas.

1. **Revisión Sistemática de la Literatura:** Para determinar los modelos más relevantes para medir el nivel de Madurez Analítica en las empresas.
2. **Selección y ejecución del Modelo:** En la segunda etapa se seleccionó el modelo para determinar el grado de Madurez Analítica en el sector bancario colombiano.
3. **Análisis de Resultados:** El análisis de los resultados se realizará en dos fases considerando las técnicas asociadas a los mismos y se distinguen como:
 - a) **Análisis cuantitativo:** Bajo el desarrollo de un análisis de estadística descriptiva se observarán los resultados de las encuestas para determinar el nivel de Madurez Analítica.
 - b) **Análisis cualitativo:** a través de 3 entrevistas semi estructuradas con expertos se determinarán los puntos claves para el diseño de estrategias que mejoren el grado de Madurez Analítica en el sector bancario.

3.1 Selección de modelo

Para determinar el modelo de Madurez Analítica a utilizar se tomó como base el comparativo realizado por Ariyaratna y Peter (2020, p. 1765), donde se comparan 10 modelos para medir el nivel de Madurez Analítica en las empresas. De esta lista los modelos centrados en BA son: Gartner, TDWI's, DELTA y Cosic et al; los otros 7 modelos están centrados en BI. Los modelos de BI no son considerados debido a su enfoque netamente técnico, por otro lado, los modelos de BA se adaptan perfectamente a la investigación gracias a la combinación del enfoque técnico y de negocio. Los autores realizaron una tabla de valoración por pesos de dos perspectivas, empresarial o técnica, y también si tuvieron una base teórica o práctica.

Tabla 2*Comparativo modelos de acuerdo con Ariyaratna*

Modelo	Perspectiva		Base		Modelo por Etapas
	Empresarial	Teórica	Teórica	Práctica	
Chandler et al. (2011)	x			x	
Halper and Stodder (2014)	x	x		x	x
Davenport et al. (2010)	x		x	x	x
Cosic et al. (2012)	x	x	x	x	x
Hewlett-Packard (2007)	x			x	x
TDWI (2009)	x	x		x	x
Wilen (2018)	x	x		x	x
Chuah and Wong (2012)	x	x	x	x	x
Sacu and Spruit (2010)	x	x	x	x	x
Lukman et al. (2011)	x	x	x	x	x

Nota: Elaboración propia a partir de Ariyaratna y Peter (2020)

De los modelos centrados en BA, se dio prioridad a los que estuviesen por etapas, con el objetivo de abordar la solución de una manera segmentada, y así mismo, hacer el análisis posterior, siendo TDWI y Davenport los que cumplen con esta característica. Por último, haciendo una revisión del modelo Davenport (DELTA Plus), se identifica que el aspecto técnico tiene poca influencia para la estimación del nivel de madurez, como se describió en el marco teórico en este modelo los elementos T (tecnología) y A (para técnicas Analíticas) son factores adicionales. Por lo tanto, el modelo de madurez que se consideró más completo para llevar a cabo la investigación fue el de TDWI, presentando un equilibrio entre el aspecto técnico y de negocio.

Tabla 3*Comparación de Modelos*

Modelo	Perspectiva		Base		Modelo por Etapas	Total
	Empresarial	Teórica	Teórica	Práctica		
Davenport et al (2010)	x		x	x	x	4
TDIW(2009)	x	x		x	x	4
Chandler et al (2011)	x			x		2

Nota : Elaboración propia, modelos finalistas y selección

3.2 Selección de la muestra

Las entidades financieras con las que se realizó el estudio son las vinculadas a Asobancaria, que es el gremio representativo del sector financiero colombiano y donde se encuentran agremiadas las entidades financieras y bancarias más importantes del país. Actualmente cuenta con 36 organizaciones (Ver Anexo 1).

Metodológicamente para este proyecto se determinó un muestreo no probabilístico y por conveniencia donde se utilizó la plataforma LinkedIn como mecanismo de apoyo para lograr tener acceso a las personas que actualmente están vinculadas a las entidades bancarias seleccionadas.

3.3 Fase cuantitativa

A partir del modelo seleccionado, TDWI, se tomaron las 52 preguntas planteadas en este y se adaptaron a un estilo de lenguaje que permitiera la comprensión del lector.

La encuesta planteada consta de 27 preguntas seleccionadas de acuerdo con la relación con cada categoría, en el modelo, que son: *Organización, Recursos, Infraestructura de Datos, Analítica y Gobierno*.

3.3.1 Piloto para la realización de las encuestas y análisis de resultados

Para la validación de las preguntas y el proceso de análisis de resultados, se realizó una prueba piloto del modelo TDWI con la empresa Sodexo realizando la encuesta a un total de 40 colaboradores.

Con este piloto y la retroalimentación otorgada por algunos de los encuestados, se evidenciaron diferentes oportunidades en la elaboración del cuestionario, tales como:

- Tener un enunciado más claro

- Cambiar la redacción de preguntas a afirmaciones
- Incluir el nivel al cual pertenecen las personas en la organización (alta dirección, mando medio, nivel operativo)
- Adicionar opción de respuestas “No sabe”
- Explorar diferentes formas de consolidar, graficar, clasificar y presentar los resultados obtenidos.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de la prueba piloto, con el objetivo de diseñar la forma en que se evaluarán y analizarán los datos de las encuestas reales.

Tabla 4

Resultados encuesta Madurez Analítica prueba piloto

	Promedio	Etapa
1. Organización	3,70	Establecido
2. Recursos	3,40	Establecido
3. Infraestructura	3,36	Establecido
4. Análisis	3,36	Establecido
5. Gobierno	3,51	Establecido

Nota: Elaboración propia

Gráficamente el resultado del nivel de madurez es el siguiente:

Figura 1

Gráfico de encuesta Madurez Analítica prueba piloto Sodexo



Nota: Elaboración Propia

Una vez realizados todos los ajustes identificados en la prueba piloto, se aplicó la metodología de pensamiento en voz alta con una funcionaria de una de las entidades financieras, lo que permitió identificar que las encuestas deberían tener una opción de “No sabe” como respuesta, esto obedece a que dos de las categorías del modelo TDWI (*Infraestructura y Analítica*) se refieren a aspectos técnicos que personas de áreas de negocio podrían desconocer.

3.3.2 Desarrollo de la fase cuantitativa

Con las retroalimentaciones obtenidas descritas en la prueba piloto se realizaron los ajustes correspondientes a la encuesta que se enviaron a las diferentes entidades financieras a fin de validar el nivel de madurez analítica.

El siguiente es el código QR para acceder a la encuesta:

Figura 2

Código QR para acceder a la encuesta de Madurez Analítica

**3.4 Fase cualitativa**

Con los resultados obtenidos en la fase cuantitativa del nivel de Madurez Analítica en el sector bancario, se realizó una entrevista semi estructurada con expertos en analítica de datos, con el objetivo de socializar las oportunidades y las mejores prácticas para mejorar el nivel de Madurez Analítica de acuerdo con el modelo TDWI.

Buscando la diversidad en el panel de expertos, se definieron tres perfiles:

Perfil 1: Experiencia en el mundo académico, preferiblemente con Ph.D en áreas relacionadas

Perfil 2: Experiencia en liderazgo de equipos de analítica, preferiblemente en el sector financiero

Perfil 3: Experiencia en empresas de consultoría especializadas en temas de analítica de datos.

Como requisitos mínimos se buscó que cumplieran con los siguientes aspectos:

- Más de 10 años trabajando en Analítica de Datos

- Experiencia en implementación de proyectos de Analítica en diferentes sectores, incluyendo el sector bancario
- Conocimiento en modelos de Madurez Analítica.

4. Análisis de resultados

4.1 Análisis de datos cuantitativos

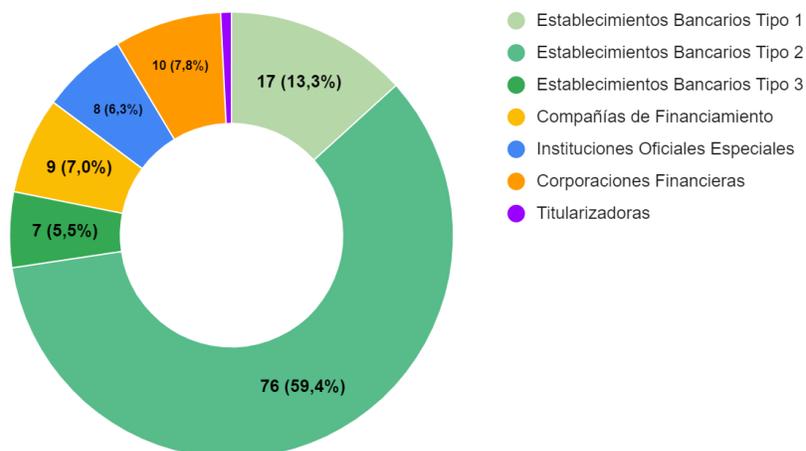
Para el desarrollo de este estudio se envió la encuesta a 527 personas de las diferentes entidades financieras, y se obtuvieron 128 respuestas que corresponde a un 24% de efectividad. Por otro lado, a nivel de cobertura en entidades financieras, se logró llegar a 35 entidades financieras, lo que corresponde al 97% de cobertura total de las entidades.

Las entidades financieras se segmentaron de acuerdo con la clasificación del tipo de entidad que actualmente tiene la Superintendencia Financiera: establecimientos bancarios, compañías de financiamiento, instituciones oficiales especiales, corporaciones financieras y titularizadoras.

Como se puede ver en la figura 3, alrededor del 78% de los encuestados están asociados a establecimientos bancarios. Para lograr un mayor análisis se tomó la decisión de segmentarlos. Por lo cual, se utilizó el informe de operaciones del segundo semestre de 2021 (ver anexo 2), emitido por la Superintendencia Financiera, de acuerdo con la cantidad de operaciones realizadas por cada entidad en este periodo de tiempo (Superintendencia Financiera, 2022 p. 17). De esta segmentación se pudieron separar las entidades de la siguiente forma; tipo 1 - mayor a 500 millones de operaciones; tipo 2 - entre 1 millón y 500 millones de operaciones; y por último, tipo 3 - menor a 1 millón de operaciones.

Figura 3

Gráfica respuesta de encuestas por tipo de entidad Superintendencia Financiera



Nota: Elaboración propia

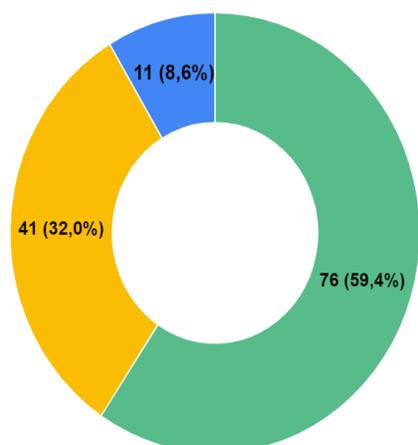
Por otro lado, en la encuesta, se incluyó una variable para determinar el nivel dentro de la organización, definido como: alta dirección, mando medio y nivel operativo, cuya distribución de respuestas se muestra en la figura 4.

Figura 4

Gráfica respuesta de encuestas por nivel en la organización

NIVEL EN LA ORGANIZACIÓN DEL ENCUESTADO

● Mando Medio ● Alta Dirección ● Nivel Operativo



Nota: Elaboración propia

A las respuestas obtenidas en escala Likert (Nunca, Raramente, Ocasionalmente, Frecuentemente, Muy Frecuentemente) se les agregó una respuesta adicional, “No sabe”, dados los comentarios obtenidos en la prueba piloto en algunas de las preguntas. Para la cuantificación de resultados, a la escala de Likert se le asociaron los valores de 1 a 5 respectivamente y a la respuesta “No sabe” se le asoció el valor de nulo para que no afectase los resultados. En la presentación y análisis con los expertos sí se tuvo en cuenta el “No sabe”. También, para obtener pesos equivalentes por cada entidad financiera, en la tabulación de resultados finales por cada entidad, se sumaron y promediaron las respuestas obtenidas por cada una.

4.1.1 Resultados generales

Los resultados obtenidos a nivel general, después de tener un promedio por cada entidad financiera, fueron los siguientes:

Tabla 5

Nivel de madurez analítica

	Promedio	Etapa
1. Organización	4,19	Maduro
2. Recursos	3,76	Establecido
3. Infraestructura	3,94	Establecido
4. Analítica	3,71	Establecido
5. Gobierno	4,01	Maduro

Nota: Elaboración propia

De las respuestas se obtuvo que en la categoría *organización* las entidades se encuentran en un nivel *maduro*. El nivel de organización determina cómo está vinculada la analítica de datos a la cultura, el liderazgo y la estrategia.

Los resultados obtenidos para la siguiente categoría, que es *recursos*, corresponde a un nivel de madurez *establecido*. Esta categoría determina los fondos, el talento y los roles con los que cuenta la organización.

En la categoría *infraestructura*, que corresponde al acceso a los datos y la integración de los mismos, las organizaciones en general cuentan con un nivel *establecido*.

En la categoría *analítica* se encontraron las puntuaciones más bajas y que determinan la sinergia del negocio, las automatizaciones con respecto a los datos, la innovación y el autoconsumo de los datos. En esta categoría se encontró que las compañías se encuentran en un nivel *establecido*.

Ya para finalizar, la última categoría que evalúa el modelo es *gobierno*, en la cual se determinan los roles, la seguridad, el conocimiento de los datos y la innovación. Está en un nivel *maduro*.

4.1.2 Resultados por tipo de entidad

Tabla 6

Nivel de madurez por tipo de entidad

	Establecimientos Bancarios Tipo 1	Establecimientos Bancarios Tipo 2	Establecimientos Bancarios Tipo 3	Otras Entidades Financieras
1. Organización	4,72	4,17	3,69	4,03
2. Recursos	4,41	3,66	3,45	3,72
3. Infraestructura	4,41	3,81	3,79	3,99
4. Analítica	4,19	3,62	3,76	3,64
5. Gobierno	4,16	3,99	3,83	3,99

Nota: Elaboración propia

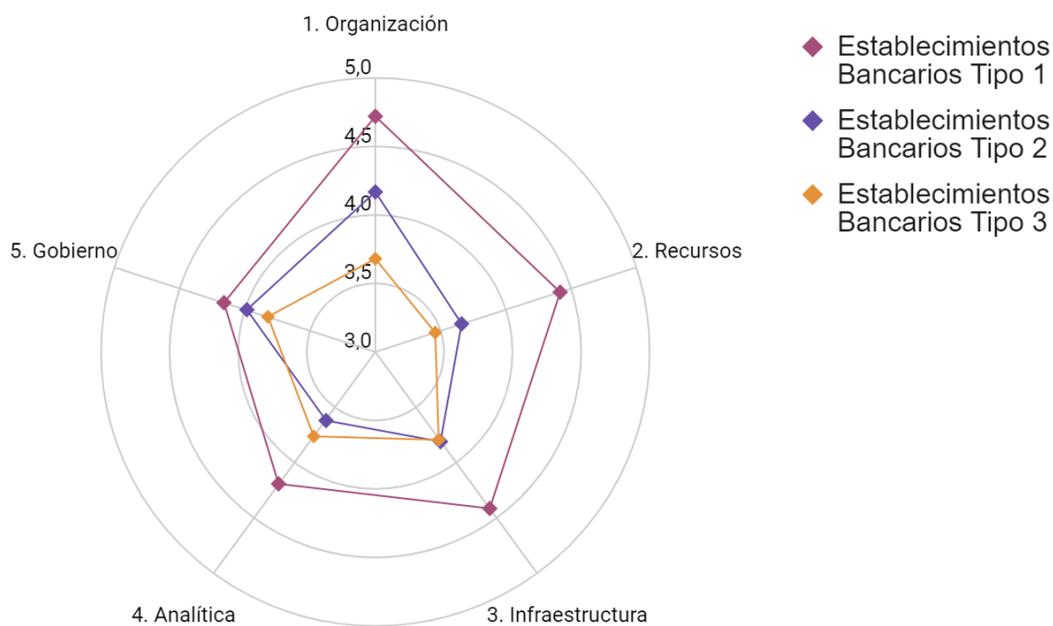
A partir del análisis por tipo de entidad, se puede observar que las puntuaciones más altas son las obtenidas por los establecimientos bancarios *tipo 1*, en las que se procesan más

de 500 millones de transacciones por semestre. Esto puede ser consecuencia de la disponibilidad de recursos con las que cuentan estas organizaciones y que les permite desarrollar y divulgar proyectos de analítica en toda la organización.

En general las puntuaciones en la categoría *organización* son las más altas en todos los establecimientos con relación a todas las categorías.

Figura 5

Gráfico de araña por categoría



Nota: Elaboración propia

Como se observa en la figura 5, las brechas más significativas se reflejan en las categorías de *recursos* e *infraestructura*. Como se dijo anteriormente, las *entidades tipo 1* son las entidades financieras más grandes de Colombia por la cantidad de operaciones que realizan y que requieren de mayor disponibilidad de recursos e infraestructura.

4.1.3 Resultados por nivel en la organización

De acuerdo con el rol que desempeña cada uno de los encuestados en la organización los resultados fueron los siguientes:

Tabla 7

Nivel de madurez analítica por nivel en la organización

	Alta Dirección	Mando Medio	Nivel Operativo
1. Organización	4,29	4,16	4,03
2. Recursos	4,01	3,69	3,55
3. Infraestructura	3,99	3,93	3,80
4. Analítica	3,76	3,71	3,55
5. Gobierno	4,11	3,97	3,93

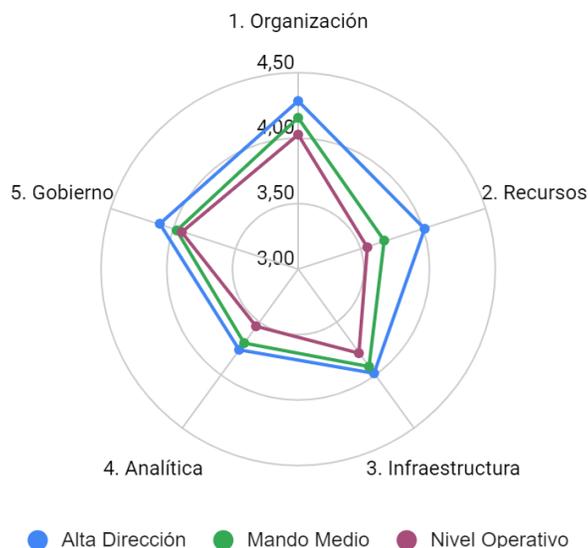
Nota: Elaboración propia

Como se puede ver en la tabla 7, la *alta dirección* tiene una percepción de madurez mayor a la de los otros niveles (*mando medio* y *nivel operativo*). Los roles de *mando medio* y *operativo* perciben un menor nivel de madurez en términos generales.

En la figura 6 se destaca que en la categoría de recursos existen unas brechas más amplias de la alta dirección con respecto a lo que percibe el nivel medio y operativo.

Figura 6

Gráfico de araña por nivel en la organización



Nota: Elaboración propia

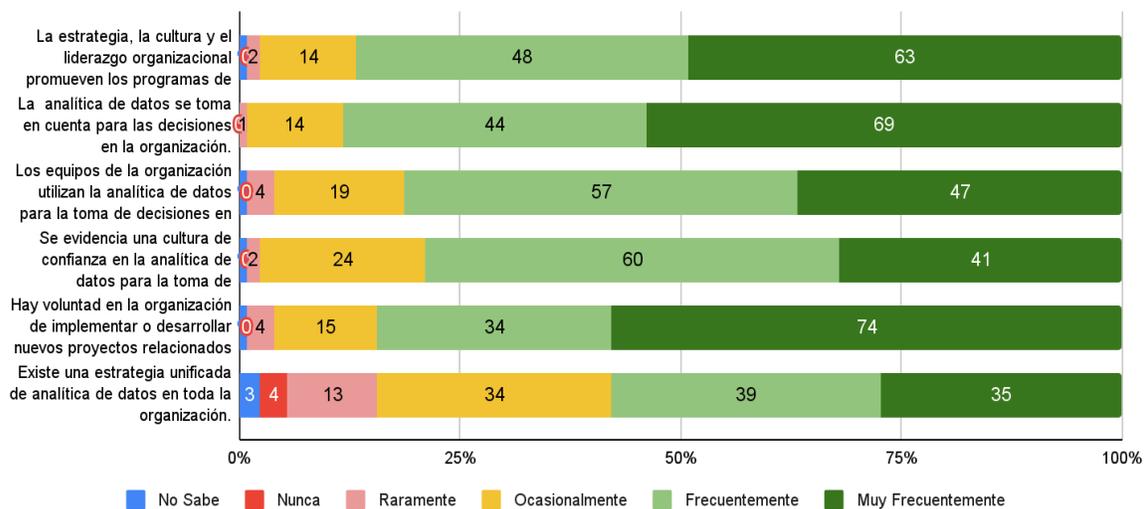
4.1.4 Resultados por categoría

4.1.4.1 Organización

Dentro de la categoría de *organización* se formularon seis preguntas en las que, tal y como lo plantea el *modelo TDWI* se busca evaluar si la analítica de datos hace parte de la cultura, la estrategia y es una herramienta para la toma de decisiones. De acuerdo con las respuestas obtenidas, los puntos con mayor oportunidad inician con la pregunta que hace referencia a la estrategia unificada de analítica de datos en la organización, llegando casi a 42% desfavorable. Otros puntos en los cuales se ve una oportunidad de mejora son las preguntas que hacen referencia a la cultura de confianza y uso de la analítica para la toma de decisiones.

Figura 7

Gráfico de respuestas por categoría - organización



Nota: Elaboración propia

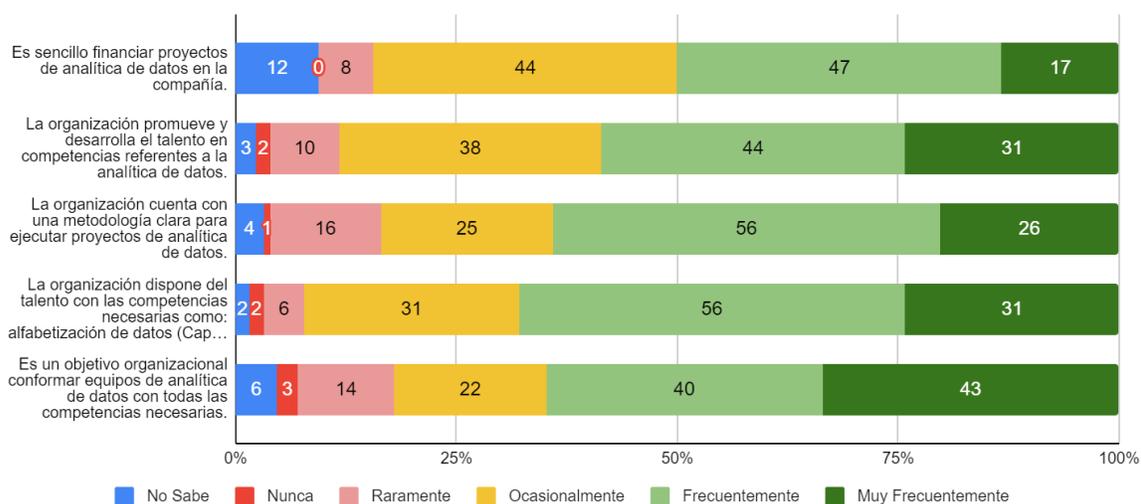
4.1.4.2 Recursos

Dentro de la categoría de *recursos* se formularon cinco preguntas en las que, tal y como lo plantea el *modelo TDWI* se busca evaluar si es sencillo financiar proyectos de analítica, existe una metodología clara para ejecutar proyectos de analítica y se dispone del talento con las competencias necesarias para implementar este tipo de proyectos.

De acuerdo con las respuestas obtenidas el punto con mayor oportunidad fue la evidencia de que es sencillo financiar proyectos de analítica en la compañía, con un 50% de desfavorabilidad. Otros puntos en los cuales se ve una oportunidad son los que hacen referencia al desarrollo del talento y a metodologías claras para el desarrollo de proyectos de analítica.

Figura 8

Gráfico de respuestas por categoría - recursos



Nota: Elaboración propia

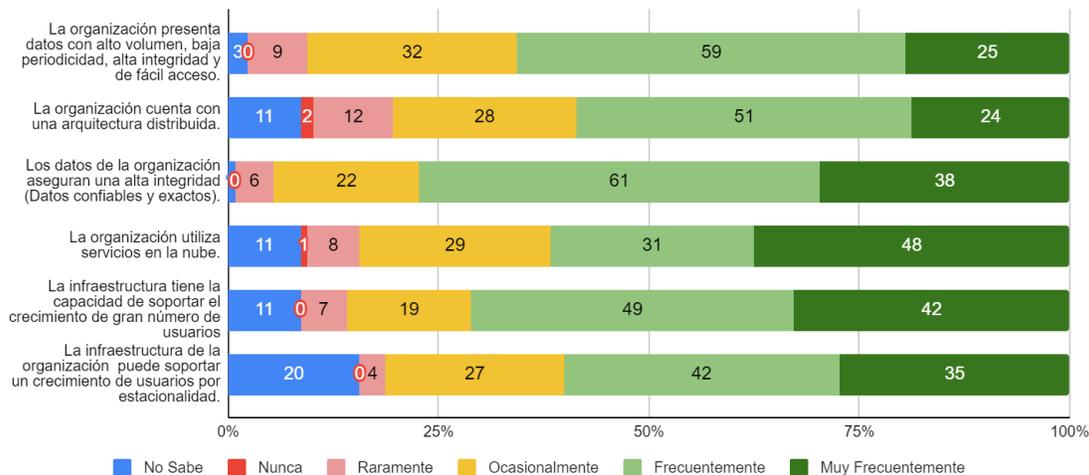
4.1.4.3 Infraestructura

Dentro de la categoría de *infraestructura* se formularon cinco preguntas en las que, tal y como lo plantea el modelo TDWI se evalúa cómo la organización tiene la capacidad tecnológica de soportar diferentes implementaciones relacionadas con analítica.

De acuerdo con las respuestas obtenidas, el punto con mayor oportunidad fue la relacionada con una arquitectura distribuida. Esto por un alto desconocimiento sobre la relación de la pregunta con componentes técnicos de arquitectura de datos. En los puntos referentes a crecimiento de usuarios por estacionalidad y servicios en la nube, se identifican desfavorabilidades significativas.

Figura 9

Gráfico de respuestas por categoría - Infraestructura

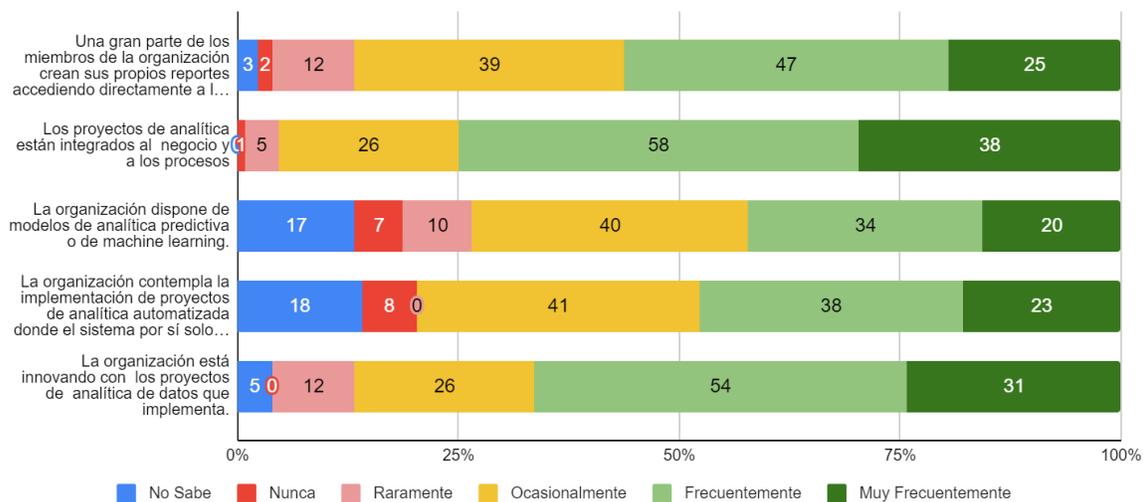


Nota: Elaboración propia

4.1.4.4 Analítica

Dentro de la categoría de *analítica* se formularon cinco preguntas en las que, tal y como lo plantea el *modelo TDWI* se evalúa cómo la organización adopta los diferentes procesos de analítica en su día a día.

De acuerdo con las respuestas obtenidas el punto con mayor oportunidad fue la relacionada con la disposición de modelos de analítica predictiva y *machine learning* llegando a un 57% desfavorable. En los puntos de analítica automatizada y autoconsumo se identifican oportunidades significativas.

Figura 10*Gráfico de respuestas por categoría - Analítica*

Nota: Elaboración propia

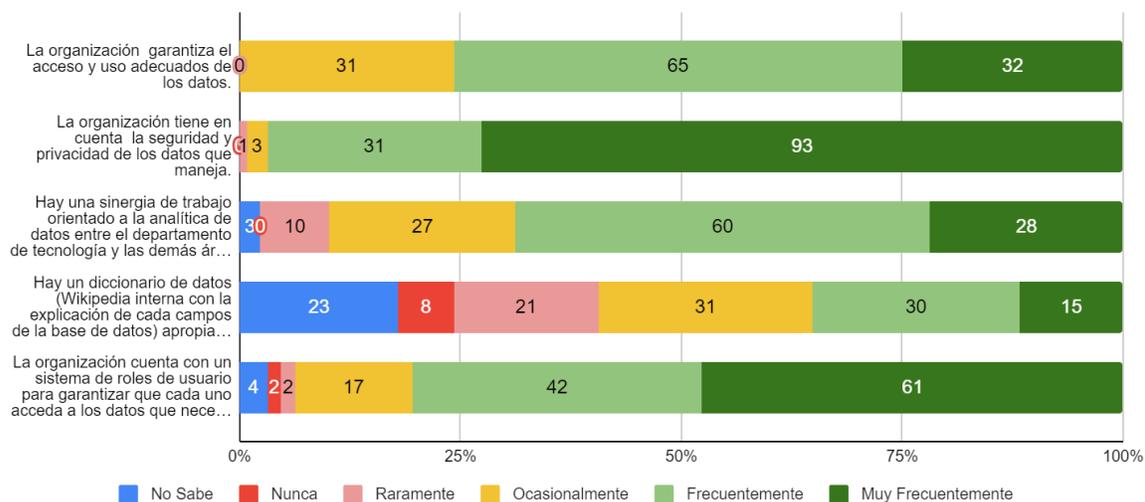
4.1.4.5 Gobierno

Dentro de la categoría de *gobierno* se formularon cinco preguntas en las que, tal y como lo plantea el *modelo TDWI* se evalúa cómo la organización garantiza la seguridad, acceso, gobierno de datos y si existe sinergia entre las diferentes áreas de la compañía y el área de tecnología.

De acuerdo con las respuestas obtenidas, el punto con mayor oportunidad fue el relacionado con la ausencia de un diccionario de datos en las entidades. Además, se resalta que el punto referente a la sinergia de tecnología con las áreas de negocio como el siguiente punto con mayor oportunidad de mejora. Cabe señalar que, como los encuestados pertenecen a entidades financieras, la pregunta con mayor favorabilidad de toda la encuesta fue la relacionada con seguridad y privacidad de la información.

Figura 11

Gráfico de respuestas por categoría - gobierno



Nota: Elaboración propia

4.2 Análisis de datos cualitativos

En esta etapa se realizaron entrevistas a profundidad con expertos, teniendo en cuenta los resultados obtenidos en las encuestas. Se revisaron las etapas obtenidas en cada categoría para determinar a qué se deben estos puntajes y las oportunidades de mejora, orientadas a aumentar el nivel de madurez analítica en el sector bancario.

El panel de expertos se definió de acuerdo con los criterios establecidos en la metodología del presente trabajo. Este panel fue conformado por Javier Díaz Ph.D, Tito Neira, candidato a doctor y Ximena Ángel, magíster en dirección financiera y Business Intelligence. A continuación, se realizará una breve descripción de las hojas de vida del panel de expertos.

4.2.1 Panel de expertos

Javier Díaz es ingeniero en sistemas con Ph.D en Ciencias de la computación e inteligencia artificial en Université Pierre et Marie Curie. Cuenta con más de 20 años de

experiencia en análisis de datos e inteligencia artificial en Francia y Colombia, se ha desempeñado principalmente en entidades financieras, empresas de telecomunicaciones, salud y educación. Se desempeñó como director de la Maestría en ciencia de datos de la universidad ICESI y actualmente es Chief Analytics Officer en MO Technologies, una empresa que busca brindar soluciones de inclusión financiera a poblaciones que no tienen acceso a los recursos crediticios tradicionales.

Figura 12

Perfil experto - Javier Díaz

Javier Díaz



Chief Analytics Officer - MO Technologies

Formación académica:

Ingeniero en Sistemas - Pontificia Universidad Javeriana

Maestría en informática, IA CS - Université Pierre et Marie Curie

Maestría en análisis financiero - Conservatoire National des Arts et Métiers

PhD. Computer Science, AI - Université Pierre et Marie Curie

Experiencia:

Director de Maestría en Ciencia de Datos - Universidad ICESI

Business Intelligence Manager - Banco Falabella

IT risk project manager - Société Générale

Nota: Elaboración propia a partir de perfil de LinkedIn

Tito Neira es estadístico con MBA, candidato doctoral en Gestión de la Innovación Tecnológica en la Universidad de los Andes; cuenta con más de 20 años de experiencia en importantes entidades financieras y es experto en implementación de proyectos analíticos.

Ha sido docente en maestría de ingeniería de la información en la Universidad de los Andes y actualmente se desempeña como Chief Data Strategy Officer en ADL Digital Lab, responsable del diseño de la estrategia de datos del grupo sustentada por las áreas de integración de datos, analítica, CX y gobierno de datos.

Figura 13

Perfil experto - Tito Neira

Tito Neira	
	
Chief Data Strategy Officer - ADL Digital Lab	
Formación académica:	
Estadístico - Universidad Nacional	
MBA - Universidad de los Andes	
Doctor´s Degree (C) Gestión de la Innovación tecnológica - U. de los Andes	
Experiencia:	
Docente maestría en ingeniería de la información - Universidad de los Andes	
Director Estrategia de Datos - Banco de Bogotá	
Data Strategy - Scotiabank Colpatría	
Speaker - Coffee Power - Spotify	

Nota: Elaboración propia a partir de perfil de LinkedIn

Ximena Ángel Gaviria es administradora de empresas con maestría en dirección financiera y maestría en Business Intelligence en EAE business school; cuenta con más de 19 años de experiencia como CEO de GPStategy. Esta es una empresa de consultoría, experta en el análisis de información para la toma de decisiones donde se desarrollan modelos analíticos de Business Intelligence que ayudan a medir el desempeño de las

organizaciones. Ha trabajado en industrias de consumo masivo, transporte, educación y banca. Ángel ha participado como mentora en el Programa Mujeres Rompiendo Barreras de la Universidad Externado.

Figura 14

Perfil experto - Ximena Ángel



Nota: Elaboración propia a partir de perfil de LinkedIn

4.2.2 Palabras clave

A partir del uso de la herramienta Atlas Ti se logró identificar la recurrencia de las palabras más utilizadas por los expertos, y las cuales son muy afines a las recomendaciones presentadas.

Figura 15

Nube de palabras



Nota: Elaboración propia a partir de Atlas Ti

4.2.3 Matriz de análisis

Para el análisis de las entrevistas a profundidad con los expertos se utilizó una técnica para la recolección y el análisis de la información cualitativa denominada categorización. Esta nos permite organizar la información recolectada en un primer nivel o plano, clasificando las unidades similares en categorías. Esta herramienta permite relacionar los datos existentes entre sí, para obtener categorías específicas y despliega los datos y categorías en una matriz para revelar relaciones o nexos (Martinez, 2000, p. 268 - 270)

Tabla 8

Matriz de análisis por nivel en la organización

Experto / Categoría	Nivel en la organización
Javier Díaz	<ul style="list-style-type: none"> * La brecha en las puntuaciones de alta dirección y otros niveles puede estar relacionada con que la alta dirección se está calificando a sí misma. * También es posible que la alta dirección sea más optimista y los niveles operativos se están encontrando con el estado real de lo que tienen disponible y se dan cuenta de los faltantes. * La gran brecha en la categoría de recursos puede deberse a la rotación de personal en estas áreas, una persona no dura más de 9 meses en su cargo, porque hay mucha disparidad salarial, hay una gran competencia a nivel salarial con empresas extranjeras que ofrecen trabajos de manera remota

<p>Tito Neira</p>	<p>* La brecha en las puntuaciones de alta dirección y otros niveles puede estar relacionada con los componentes que conforman la cultura organizacional alrededor de la analítica. Una muestra de ellos es como el nivel directivo tiene más cercanía y conocimiento de los proyectos que se están desarrollando. Por su parte, en el nivel operativo en algunos casos, reciben solo el producto final, sin tener en cuenta cuáles fueron los procesos que se llevaron a cabo para obtenerlo, conocimiento que debería darse en una empresa con una cultura analítica más fuerte.</p> <p>* También es normal que en la alta dirección tengan más conocimiento de lo que se está desarrollando, porque así empiezan este tipo de procesos, desde el CEO hacia abajo que, considero, es el camino por la cantidad de recursos que se requieren.</p>
<p>Ximena Ángel</p>	<p>* La brecha en las puntuaciones de alta dirección y otros niveles puede estar relacionada con el desconocimiento en el esfuerzo detrás de los reportes que se presentan, "Lo que hay que hacer para llegar al dato, la mayoría de los altos directivos no lo tienen claro". Debido a esto, normalmente, los proyectos no tienen un respaldo fuerte de la alta dirección, "no se dan cuenta que hubo que dejar un equipo de 10 personas trasnochando, para desplegar la información requerida".</p> <p>* La alta dirección, también podría llegar a pensar que al invertir en plataformas para el manejo del negocio como SAP, las necesidades en capacidades analíticas también deberían estar resueltas.</p>

Nota: Elaboración propia

4.2.4 Matriz de análisis por tipo de entidad.

Tabla 9

Matriz de hallazgos por tipo de entidad

<p>Experto / Categoría</p>	<p>Tipo de Entidad</p>
<p>Javier Díaz</p>	<p>* Para el desarrollo de capacidades analíticas en entidades que no tienen tanto nivel de operaciones pueden trabajar en cultura organizacional, para dejar de ver a la unidad de analítica como un gasto que solo se dedica a crear reportes, para pasar a verla como una unidad que se dedica a crear valor. Todo esto, apalancados por procesos de Transformación Digital apoyados por la alta dirección.</p>

<p>Tito Neira</p>	<ul style="list-style-type: none"> * Para el desarrollo de capacidades analíticas en entidades que no tienen tanto nivel de operaciones o poder financiero, es más difícil llegar al desarrollo de capacidades de analíticas altas "se puede ver como la pirámide de Maslow los que están grandes y tienen solucionado el volumen de clientes, tienen oportunidad de dedicar esfuerzos en otras cosas". * Para alcanzar niveles de madurez alto, de acuerdo a cómo se mide en este modelo, es importante tener un grado de inversión significativo, sobre la categoría de infraestructura. Ahí uno de los puntos que evalúan es la automatización y para llegar a una óptima, se requieren inversiones grandes. * El hecho de no llegar a niveles por encima de 4 en entidades que no manejan tanto volumen de operaciones, no quiere decir que no generen valor. Es probable que no lo estén generando de la forma que se podría a través de la analítica, porque para transformar el negocio a partir de la analítica, se requieren grandes inversiones. * Parte de la inversión tiene que ver con los cargos que van a liderar estos procesos.
<p>Ximena Ángel</p>	<ul style="list-style-type: none"> * Para el desarrollo de capacidades analíticas en entidades que no tienen tanto nivel de operaciones o poder financiero, se podrían desarrollar las capacidades analíticas por área y que cada proyecto tenga un retorno a la inversión. Es decir, obtener "victorias tempranas" para recuperar los recursos invertidos, crecer por áreas empoderando a aquellas que van trayendo los retornos para así convertir la cultura en una cultura de datos. * Alineación de una figura como un Chief Data Officer que canalice las iniciativas y revise área por área para encontrar esos "dolores", priorizando de acuerdo con la estrategia de la compañía. * Sacar los proyectos de analítica del área de tecnología y direccionarlos con la estrategia de la compañía.

Nota: Elaboración propia

4.2.5 Matriz de análisis por categorías.

De acuerdo con las entrevistas realizadas por expertos, se desarrolló una matriz donde se consignaron todos los hallazgos que permiten determinar los factores de éxito para la evolución de la madurez analítica en las entidades financieras por cada una de las categorías y que se relacionarán a continuación:

4.2.5.1 Organización

Tabla 10

Matriz de análisis por tipo de categoría - organización

Experto / Categoría	Organización
Javier Díaz	<p>* Para que exista una confianza en la analítica de datos, toda la cadena de toma de decisiones debe estar conectada; desde la obtención de los datos hasta el accionamiento debe estar alineado y en gran parte, automatizado.</p> <p>* También, para la generación de confianza se deben usar las personas idóneas para obtener todo el provecho y los diferentes tipos de analítica: descriptiva, predictiva y prescriptiva.</p>
Tito Neira	<p>* La resistencia al cambio y falta de confianza en la analítica de los datos se debe abordar como un proceso de generación de valor a través de la combinación con la experiencia y conocimiento de negocio de los usuarios; no son excluyentes.</p>
Ximena Ángel	<p>* La confianza se puede perder por no tener estándares de información al no haber un gobierno de datos maduro. Se pueden presentar distintos valores para responder al mismo indicador, de acuerdo con el área o la persona de la empresa que lo presente. Esta "anarquía de las hojas de cálculo" en donde en cada área puede tener una definición diferente el mismo indicador pone en riesgo la confiabilidad de lo presentado.</p> <p>* El cumplimiento de controles y reglamentaciones en las entidades financieras, puede generar una percepción errónea de altos niveles de madurez analítica.</p>

Nota: Elaboración propia

4.2.5.2 Recursos

Tabla 11

Matriz de análisis por tipo de categoría - recursos

Experto / Categoría	Recursos
Javier Díaz	<p>* Para facilitar la financiación de proyectos de analítica, el CEO debe estar convencido del valor generado por estos proyectos.</p> <p>* Para facilitar la financiación de estos proyectos las organizaciones que van a iniciar, deben empezar por "las manzanas bajas" que se pueden recoger, y los primeros proyectos obtendrán un retorno significativo, para así abrir camino a futuros proyectos, con las personas capacitadas para estos fines.</p>

Tito Neira	<ul style="list-style-type: none"> * La dificultad en la financiación de proyectos no corresponde solo a proyectos de analítica, sino a proyectos de innovación en general. * Para el desarrollo de habilidades y roles referentes a la analítica de datos, se debe empezar por desarrollar las capacidades analíticas de la empresa y después ir agregando a los diferentes perfiles dentro de la organización.
Ximena Ángel	<ul style="list-style-type: none"> * A la financiación de proyectos se les debe dar mayor prioridad. En gran número de organizaciones la prioridad otorgada es mínima. * Las metodologías de ejecución de proyectos no deben partir de los datos. Algunas veces los departamentos de tecnología tienen "bodegas de datos" con las que creen que se puede "iniciar el proyecto" pero falta una metodología específica para el desarrollo de este tipo de proyectos.

Nota: Elaboración propia

4.2.5.3 Infraestructura

Tabla 12

Matriz de análisis por tipo de categoría - infraestructura

Experto / Categoría	Infraestructura
Javier Díaz	<ul style="list-style-type: none"> * Puede haber un miedo de los perfiles más tradicionales a tener información por fuera de los servidores de la empresa (en la nube). También se tiende a pensar que es más costoso y en general hay una fuerte resistencia al cambio. * Si no se está en la nube, se va a tener problemas para la escalabilidad.
Tito Neira	<ul style="list-style-type: none"> * Debe haber un entendimiento de diferentes áreas de negocio de las necesidades técnicas para el desarrollo de capacidades analíticas. * Las arquitecturas en la nube permiten un mejor manejo de diferentes tipos de crecimiento en distintos niveles. * Se debe diferenciar entre la arquitectura tecnológica en general de la organización, y la arquitectura de datos necesaria para soportar todas las iniciativas referentes a analítica de datos.
Ximena Ángel	<ul style="list-style-type: none"> * Se debe diferenciar entre la infraestructura para la atención al público y la infraestructura para hacer analítica. Hay un desconocimiento y se debe educar a los líderes dado que se deben tener capacidades diferentes. * Se tiende a pensar que por cumplir con los requisitos que se presentan a la Superintendencia, ya se tienen modelos avanzados y con alta generación de valor para el negocio.

Nota: Elaboración propia

4.2.5.4 Analítica

Tabla 13

Matriz de análisis por tipo de categoría - analítica

Experto / Categoría	Analítica
Javier Díaz	<ul style="list-style-type: none"> * En muchas organizaciones la analítica se sigue viendo como un centro de reportería. * Aún hay desconocimiento en temas como Machine Learning. * Se deben afrontar los desafíos analíticos con el talento especializado y con la experiencia adecuada. * Del negocio debe partir el requerimiento real, y de ahí buscar una solución desde la analítica de datos.
Tito Neira	<ul style="list-style-type: none"> * Para que haya adopción de la analítica, los objetivos para el desarrollo de proyectos deben ser de negocio, empezando por mejorar la operación actual y en otra instancia más avanzada transformar el negocio a través de la analítica de datos.
Ximena Ángel	<ul style="list-style-type: none"> * Es diferente tener autoservicio a autosuficiencia. Las personas no solo deben tener acceso, sino, también estar capacitadas y con las habilidades necesarias. * Aún se desaprovechan las capacidades analíticas que se tienen disponibles, como los cruces de información que se evidencian en las llamadas que hacen desde las mismas entidades a los usuarios, desconociendo información con la que ya disponen, evidenciando una "canibalización" entre áreas por no desarrollar soluciones analíticas 360 grados del negocio.

Nota: Elaboración propia

4.2.5.5 Gobierno

Tabla 14

Matriz de análisis por tipo de categoría - gobierno

Experto / Categoría	Gobierno
Javier Díaz	<ul style="list-style-type: none"> * Los equipos de analítica solo sirven si están conectados con las necesidades del negocio. * Los diccionarios de datos son fundamentales y todo lo relacionado con gobierno de datos, roles, accesos, capacidades, historias; todo debe quedar establecido en los procedimientos de la compañía.
Tito Neira	<ul style="list-style-type: none"> * No se debe confundir el acceso a la información de las soluciones tecnológicas - como el acceso a que el cliente vea su saldo o descarga de un certificado - con el acceso oportuno a soluciones analíticas

Ximena Ángel

* En el gobierno de datos deben estar todas las definiciones al alcance de todos los usuarios.

Nota: Elaboración propia

4.2.6 Guía de mejores prácticas.

De acuerdo con los análisis de las encuestas y los hallazgos en las entrevistas a profundidad, se logró obtener un listado de mejores prácticas por categoría, definidas en el modelo TDWI aplicables a las entidades financieras y que permitirán el avance en cada uno de los niveles.

4.2.6.1 Organización

Es necesario que la organización cuente con una cultura impulsada por datos. Esta cultura se caracteriza por una estrategia de desarrollo de capacidades analíticas alineada a la estrategia organizacional; se cuenta con la experiencia y los recursos indicados; es clara para todos los colaboradores y, además, existe una sinergia entre los equipos de tecnología y los equipos funcionales orientados a cumplir las metas de negocio.

Los proyectos de analítica deben estar liderados por áreas estratégicas de la compañía o, en su defecto, por un área independiente en la que el personal cuente con experiencia en el manejo de datos, habilidades y gran conocimiento del negocio.

4.2.6.2 Recursos

La alta dirección debe estar convencida del valor generado para otorgar respaldo y liderazgo en los proyectos de analítica.

Las organizaciones deben contar con equipos de analítica internos. Estos equipos deben estar conformados por personas con las capacidades técnicas, experiencia y

habilidades que les permitan desarrollar proyectos de alto nivel. Estas áreas serán transversales y apoyarán todo el *core* del negocio.

4.2.6.3 Infraestructura

Debe haber una diferenciación entre la arquitectura tecnológica para el manejo de aplicaciones transaccionales o de atención al usuario, con la arquitectura requerida en capacidades analíticas.

Las soluciones en la nube son indispensables por su escalabilidad para avanzar en el desarrollo de las capacidades analíticas avanzadas para dar respuesta a los usuarios que así lo requieran.

Los cambios de herramientas analíticas no implican avances en las capacidades analíticas; en algunos casos pueden ralentizar su avance debido a los procesos de aprendizaje.

4.2.6.4 Analítica

Para el desarrollo de iniciativas se debe partir de necesidades de negocio; lo que facilitará una mayor adopción y compromiso por parte de toda la organización.

Se debe llevar del autoconsumo de información a la autosuficiencia. Es decir, aparte de tener acceso, el personal también debe tener las capacidades y habilidades necesarias para obtener el mejor provecho de cada solución.

En cuanto a los recursos, a medida que se avanza en los niveles de madurez, se va a requerir que sean más especializados.

4.2.6.5 Gobierno

Es necesario contar con una wiki de los datos. Esta será un espacio donde estén definidos los conceptos de cada uno de los datos y de manera global de tal forma que lleguen a todas las áreas de la organización y así logren un lenguaje global.

5. Conclusiones y recomendaciones

1. A partir de la aplicación del modelo TDWI se pudo determinar el nivel de madurez analítica en las entidades del sector financiero. De acuerdo con los resultados el nivel de madurez de analítica es *establecido*. Es importante resaltar que este nivel de madurez cambia de acuerdo con la segmentación hecha por el número de operaciones en cada entidad.
2. Se evidenció que la percepción a nivel de madurez analítica varía de acuerdo con los niveles de la organización. Las mayores diferencias existen entre la alta dirección y los niveles operativos y mando medio. La alta dirección califica un mayor nivel de madurez analítica frente a los otros niveles.
3. Los establecimientos bancarios tipo 1 que representan aproximadamente un 11% de las entidades analizadas en este estudio y quienes hoy cuentan con el mayor número de operaciones son las entidades con los mejores niveles de madurez analítica, estableciéndose en un nivel *maduro*. Por otro lado, las entidades tipo 2 que constituyen un 54% de las entidades analizadas en este estudio, se encuentran en un nivel de madurez analítica *establecido* y hay grandes oportunidades para mejorar estos niveles a partir de las mejores prácticas sugeridas en este proyecto.
4. Los modelos de madurez analítica son herramientas que permiten un conocimiento del estado de las capacidades analíticas de cada organización en un momento dado. Sin embargo, y de acuerdo con lo conversado con el panel de expertos, el objetivo inicial no debe centrarse en subir de nivel en el modelo desarrollado; esto debería ser una consecuencia de los objetivos de negocio que se planteen alcanzar.
5. Acorde a cómo ha ido avanzando la analítica de datos, se han ido desarrollando distintos perfiles como Data Engineer, Data Analyst, Business Intelligence, Data

Scientist, Data Translator, Data Visualization, Chief Data Officer, entre otros. A medida que se avanza en niveles de madurez analítica estos perfiles son requeridos para trabajar en sinergia con las distintas áreas de negocio.

6. La transformación digital entendiéndose como un cambio en la cultura organizacional y orientada a generar valor en las compañías son puntos esenciales en los procesos de mejora en los niveles de madurez analítica.
7. Los proyectos de analítica no deben tratarse como proyectos de tecnología; deben abordarse como proyectos estratégicos.
8. Es importante resaltar que el estudio de la ciencia de los datos siempre se encuentra en constante cambio. Por lo tanto, se requiere que los expertos en esta materia revisen regularmente, y si es necesario, redefinen sus principios fundamentales entendiendo los cambios que se han presentado debido a estar constante evolución.
9. Confiamos que a partir de los resultados obtenidos en la aplicación del modelo y con las entrevistas a profundidad desarrolladas con el panel de expertos, se hayan logrado determinar las mejores prácticas o factores de éxito que permitirán mejorar los niveles de madurez analítica a las entidades financieras, tanto a nivel general como por cada una de las categorías definidas en el modelo.

6. Referencias

- Ariyaratna, K., y Peter, S. (2019). *Business Analytics Maturity Models: A Systematic Review of Literature*. Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management.
- Asobancaria. (2018). *Informe de Tipificación La Banca Colombiana*.
[https://www.asobancaria.com/wp-content/uploads/Informe-tipificacion-2018-\(D\).pdf](https://www.asobancaria.com/wp-content/uploads/Informe-tipificacion-2018-(D).pdf)
- Boston Consulting Group. (2019). A Rough Road to Data Maturity. 1-7.
https://image-src.bcg.com/Images/BCG-A-Rough-Road-to-Data-Maturity-Jan-2020_tcm9-237183.pdf
- CAOBA. (2020). *Alianza CAOBA*. Alianza CAOBA. <http://alianzacaoba.co/que-es-caoba/>
- Castillo, L., Vega, V., y Meneses, C. (2020). Alineando el ciclo de vida de un proyecto con un modelo de madurez BI: una propuesta para la etapa de análisis preliminar. *Ingeniare*, 28(4), 629-644.
- Chen, L., y Nath, R. (2018). Business analytics maturity of firms: an examination of the relationships between managerial perception of IT, business analytics maturity and success. *INFORMATION SYSTEMS MANAGEMENT*, 35(1), 62-77.
- Correa, J. S., y Murillo, J. H. (2015). *Escritura e Investigación Académica*. Editorial CESA.
- Davenport, T. (2018). Delta Plus Model y Five Stages of Analytics Maturity: A Primer. *International Institute for Analytics*, 1-12.

- Davenport, T., y Harris, J. (2017). *Competing on Analytics, Updated, with a New Introduction: The New Science of Winning*. Harvard Business Press Books.
- Evans, J. R. (2017). *Business Analytics - Methods, Models and Decisions*. 2nd edition. Pearson Education Limited.
- Ferreira, R., Gomes, J., y Carvalho, A. (2020). Absorptive Capacity in Analytics Implementations: A Research Model. *Revista de Administración Mackenzie*, 21(2), 1-26.
- Gartner. (2018). *Gartner Survey Shows Organizations Are Slow to Advance in Data and Analytics*. Newsroom. <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-02-05-gartner-survey-shows-organizations-are-slow-to-advance-in-data-and-analytics>
- Ghose, K., y Bhatnagar, S. (2017). Analytics in Banking: A Focus on the Strategies of State Bank of India.
- Girard, M. (2020). Helping Organizations Master Data Governance. *JSTOR*.
- Halper, F. (2020). *TDWI Analytics Maturity Model Assessment Guide*. <https://tdwi.org/Home.aspx>.
- INFÓRMESE. (2021). *¿Ya sabes cuál es el índice de madurez analítica de tu organización?* INFÓRMESE. <https://www.informese.co/ima/>
- Katz, B. (2020). The Analytic Edge Levaraging Emerging Technologies to Transform Intelligence Analysis. *Center for Stategic y International Studies*, 1-12.
- Katz, R. (2017). *El Observatorio de la economía digital de Colombia*. https://www.mintic.gov.co/portal/604/articles-61929_recurso_4.pdf

- Larson, D. (2018). Exploring Communication Success Factors in Data Science and Analytics Projects. *ISM Journal*, 2(2), 30-38.
- Law, K. S., y Chung, F.-L. (2020). Knowledge-driven decision analytics for commercial banking.
- Martinez, M. (2000). La investigación - acción en el aula. *Agenda académica*, 7(1).
https://doctorado-en-educacion-2-cohorte.webnode.es/_files/200000071-abf7bacf11/MARTINEZ_MIGUELEZ_La%20investigacion_accion_en_el_aula.pdf
- Sharma, O. (2016). Demystifying Big Data. *DATAQUEST*, 18-21.
- Soldić, J., Chronos, B., y Karamata, E. (2020). Business analytics: new concepts and trends. *Management: Journal of Sustainable Business and Management Solutions in Emerging Economies*, 25(2), 15-28.
- Superintendencia Financiera. (2022, Abril 18). *Informe de Operaciones segundo semestre 2021*. Informe de Operaciones. Retrieved Abril 18, 2022, from <https://www.superfinanciera.gov.co/jsp/61066>
- Valoraanalitika. (2020). *Analítica avanzada e Inteligencia Artificial en el Sector Bancario*. <https://www.valoraanalitika.com/2021/02/09/analitica-avanzada-inteligencia-artificial-sector-bancario/>
- Verma, A., Yurov, K., Lane, P., y Yurova, Y. (2019). An investigation of skill requirements for business and data analytics positions: A content analysis of job advertisements. *JOURNAL OF EDUCATION FOR BUSINESS*, 94(4), 243-250.
- Yin, J., y Fernandez, V. (2020). A Systematic Review on Business Analytics. *Journal of Industrial Engineering and Man*, 13(2), 283-295.

Zeid, A. (2019). Cinco pasos para transformar su organización en una empresa guiada por la analítica. *Diario TI*, 1-2.

Zins, C. (2007). Conceptual Approaches for Defining Data, Information, and Knowledge. *Journal Of The American Society For Information Science And Technology*, 58, 479-493.

7. Anexos

Anexo 1

Entidades agremiadas a Asobancaria

Fuente: Asobancaria

Anexo 2

Entidades con mayor volumen de operaciones en el segundo semestre 2021

7 Entidades con mayor volumen de operaciones en el segundo semestre de 2021

Montos en millones de pesos

No.	Entidad	Número de operaciones monetarias	Número de operaciones no monetarias	Número total de operaciones	Monto de operaciones
1	Bancolombia	1.305.087.925	2.133.645.512	3.438.733.437	1.615.059.189
2	Banco Davivienda	478.789.143	515.585.314	994.374.457	689.374.062
3	BBVA Colombia	233.049.210	211.532.674	444.581.884	524.400.255
4	Banco de Bogotá	159.326.786	292.050.198	451.376.984	578.999.225
5	Scotiabank Colpatría	109.743.169	29.334.769	139.077.938	211.299.049
6	Banco de Occidente	73.677.435	37.404.161	111.081.596	609.984.111
7	Banco Caja Social	62.880.013	42.554.939	105.434.952	82.312.556
8	AV. Villas	55.682.087	54.773.830	110.455.917	77.431.107
9	Banco Popular	38.957.898	4.486.271	43.444.169	93.953.336
10	Banco Agrario	27.238.096	39.665.122	66.903.218	76.178.310
11	Itaú	24.442.171	33.252.577	57.694.748	60.022.877
12	Tuya	20.312.468	18.751.555	39.064.023	9.133.893
13	Citibank	18.856.685	275.225	19.131.910	119.883.240
14	Banco Falabella	15.051.469	9.453.960	24.505.429	11.054.257
15	Movii	13.298.853	75.293.014	88.591.867	1.840.544
16	Giros & Finanzas	8.475.728	725.022	9.200.750	6.795.217
17	Banco GNB Sudameris	7.612.110	4.664.929	12.277.039	81.507.187
18	Banco Serfinanza	6.744.693	14.571.129	21.315.822	5.011.435
19	Bancoomeva	5.795.424	3.973.033	9.768.457	12.804.013
20	Cooperativa Financiera de Antioquia	3.894.559	50.525	3.945.084	1.328.317
Total		2.668.915.922	3.522.043.759	6.190.959.681	4.868.372.191

Nota: (Superintendencia Financiera, 2022 p.17)