



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO
FACULTAD DE CONTABILIDAD Y AUDITORÍA
CARRERA DE ECONOMÍA

Proyecto de Investigación, previo a la obtención del Título de Economista

Tema:

**“Capacidad del aprendizaje productivo en la adopción de innovación de los
ciudadanos en el Ecuador”**

Autor: Vargas Ashqui, Anderson Stiven

Tutor: Econ. Martínez Mesías, Juan Pablo, Mg.

Ambato-Ecuador

2026

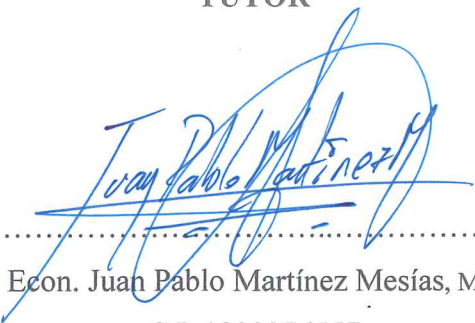
APROBACIÓN DEL TUTOR

Yo, Econ. Martínez Mesías, Juan Pablo, Mg con cédula de identidad No. 1801231489, en mi calidad de Tutor del Proyecto de Investigación sobre el tema: **“CAPACIDAD DEL APRENDIZAJE PRODUCTIVO EN LA ADOPCIÓN DE INNOVACIÓN DE LOS CIUDADANOS EN EL ECUADOR”**, desarrollado por Anderson Stiven Vargas Ashqui, de la Carrera de Economía, modalidad presencial, considero que dicho informe investigativo reúne los requisitos, tanto técnicos como científicos y corresponde a las normas establecidas en el Instructivo del Reglamento para la Titulación de Grado en la Universidad Técnica de Ambato.

Por lo tanto, autorizo la presentación del mismo ante el organismo pertinente, para que sea sometido a evaluación por los profesores calificadores designados por el H. Consejo Directivo de la Facultad.

Ambato, Junio 2026

TUTOR



Econ. Juan Pablo Martínez Mesías, Mg.
C.I. 1803276557

AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Anderson Stiven Vargas Ashqui con cédula de identidad No. 1600853137, tengo a bien indicar que los criterios emitidos en el Proyecto de Investigación, bajo el tema: **“CAPACIDAD DEL APRENDIZAJE PRODUCTIVO EN LA ADOPCIÓN DE INNOVACIÓN DE LOS CIUDADANOS EN EL ECUADOR”**, también los contenidos presentados, ideas, análisis, síntesis de datos, conclusiones, son de exclusiva responsabilidad de mi persona, como autor de este Proyecto de Investigación.

Ambato, Junio 2026

AUTOR



Anderson Stiven Vargas Ashqui
C.I. 1600853137

DERECHOS DE AUTOR

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato, para que haga de este Proyecto de Investigación, un documento disponible para su lectura consulta y procesos de investigación.

Cedo los derechos en línea patrimoniales de mi Proyecto de Investigación, con fines de difusión pública; además apruebo la reproducción de este Proyecto de Investigación, dentro de las regulaciones de la universidad, siempre y cuando esta reproducción no suponga una ganancia económica potencial; y se realice respetando mis derechos de autora.

Ambato, Junio 2026

AUTOR



.....
Anderson Stiven Vargas Ashqui
C.I. 1600853137

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO

El Tribunal de Grado, aprueba el Proyecto de Investigación, sobre el tema: **“CAPACIDAD DEL APRENDIZAJE PRODUCTIVO EN LA ADOPCIÓN DE INNOVACIÓN DE LOS CIUDADANOS EN EL ECUADOR”**, elaborado por Anderson Stiven Vargas Ashqui, estudiante de la Carrera de Economía, el mismo que guarda conformidad con las disposiciones reglamentarias emitidas por la Facultad de Contabilidad y Auditoría de la Universidad Técnica de Ambato.

Ambato, Junio 2026



Dr. Carlos Alberto Barreno Córdova Mg.

PRESIDENTE



Eco. Jeannette Silvana Mariño Castro, Mg.

MIEMBRO CALIFICADOR



Ing. Héctor Alberto Luzuriaga Jaramillo, Mg.

MIEMBRO CALIFICADOR

DEDICATORIA

En honor dedico esta tesis principalmente a mi madre María Ashqui por su amor incondicional, su sacrificio diario y por haberme enseñado que la perseverancia siempre vale la pena. A mis hermanos Erick Vargas, Cristian Vargas y Keyler Vargas, por su paciencia infinita y en los momentos de duda. Al Pastor Claudio y su familia por el cariño que me brindaron en su congregación. A mis amigos, que supieron entender mis ausencias y nunca dejaron de alentarme. Y finalmente, a mí mismo, por no rendirme cuando el camino se volvía difícil. Este logro no es solo mío, es de todos ustedes."

AGRADECIMIENTO

Expreso mi sentido de agradecimiento a mis padres y hermanos, quienes han sido un pilar fundamental en mi vida, gracias por su apoyo incondicional, sus consejos, motivación y confianza permanente, los cuales me impulsaron a continuar aun en los momentos de mayor dificultad. Su esfuerzo y sacrificio constituyen parte esencial de este logro alcanzado. Agradezco a todas las personas que, de una u otra manera, aportaron con palabras de aliento, apoyo moral y contribuciones valiosas durante esta etapa, haciendo posible la culminación satisfactoria de este importante objetivo académico.

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS

CONTENIDO	PÁGINA
A. PÁGINAS PRELIMINARES	
PORTADA	i
APROBACIÓN DEL TUTOR.....	ii
AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN	iii
DERECHOS DE AUTOR.....	iv
APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO.....	v
DEDICATORIA.....	vi
AGRADECIMIENTO.....	vii
ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS	viii
ÍNDICE DE TABLAS.....	xi
ÍNDICE DE FIGURAS	xii
RESUMEN EJECUTIVO	xiii
ABSTRACT.....	xiv
B. CONTENIDOS	
CAPÍTULO I.....	1
INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Descripción del problema	1
1.2 Justificación.....	4
1.2.1 Justificación teórica, metodológica (viabilidad) y práctica.....	4
1.2.2. Formulación del problema de investigación	7
1.3 Objetivos	7
1.3.1 Objetivo general	7
1.3.2 Objetivos específicos	7
CAPÍTULO II	7
MARCO TEÓRICO.....	7

2.1 Revisión de literatura	7
2.1.1 Antecedentes investigativos	7
2.1.2 Fundamentos teóricos	11
2.1.2.1 Bloque A. Aprendizaje productivo y formación de capacidades	11
2.1.2.2 Bloque B. Aprendizaje productivo en la economía digital	14
2.1.2.3 Bloque C. Fundamentos de la adopción de innovación	17
2.1.2.4 Bloque D. Relación entre aprendizaje productivo e innovación.....	19
2.2. Hipótesis (opcional) y/o preguntas de investigación.....	21
CAPÍTULO III.....	22
METODOLOGÍA	22
3.1 Recolección de la información	22
3.1.1 Población.....	22
3.1.2 Fuentes secundarias.....	22
3.1.3 Técnicas.....	22
3.1.4 Instrumentos	23
3.2 Tratamiento de la información	23
3.2.1 Procedimiento descriptivo y estructural aplicado al análisis MICMAC...	24
3.3 Operacionalización de las variables	66
CAPÍTULO IV	69
RESULTADOS.....	69
4.1 Resultados y discusión	69
4.1.1 Análisis descriptivo y estructural de las variables de estudio.	69
4.1.2 Análisis de los resultados del objetivo explicativo	87
4.2 Verificación de la hipótesis	100
CAPÍTULO V.....	101
CONCLUSIONES.....	101
5.1 Conclusiones	101

5.2 Limitaciones del estudio	102
5.3 Futuras temáticas de investigación.....	103
C. MATERIALES DE REFERENCIA	
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	104

ÍNDICE DE TABLAS

CONTENIDO	PÁGINA
Tabla 1 Descripción de las variables y sus códigos	27
Tabla 2 Supuestos para Logit y Probit	64
Tabla 3 Variable dependiente: Adopción de innovación	66
Tabla 4 Variable Independiente: Capacidades del aprendizaje productivo	66
Tabla 5 Tabla del tamaño de la empresa PYMES.....	69
Tabla 6 Identificación de RISE / RUEPS.....	70
Tabla 7 Identificación del RUC	71
Tabla 8 Género al que pertenece	73
Tabla 9 Resultados de frecuencias y porcentajes SPSS	74
Tabla 10 Matriz porcentual de las variables	75
Tabla 11 Matriz de Clasificación	76
Tabla 12 Parámetros de clasificación.....	78
Tabla 13 Matriz ponderada MICMAC.....	79
Tabla 14 Influencias y dependencia indirecta, MII.....	80
Tabla 15 Matriz de correlación entre variables del modelo.	87
Tabla 16 Estimación modelos econométricos Logit y Probit	88
Tabla 17 Odds ratios del modelo Logit y Probit	90
Tabla 18 Prueba de bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow	91
Tabla 19 Promedio de probabilidades proyectadas o umbral promedio	92
Tabla 20 Diagnostico prueba de multicolinealidad.....	92
Tabla 21 Prueba Ljung-Box sobre residuos de Pearson.....	93
Tabla 22 Criterio de información de Akaike (AIC)	94
Tabla 23 Modelo Probit con errores estándar robustos.....	95
Tabla 24 Cálculo que si participa o no participa.	96

ÍNDICE DE FIGURAS

CONTENIDO	PÁGINA
Figura 1 Porcentaje de influencia por provincia	72
Figura 2 Gráfico de influencia directas.....	82
Figura 3 Gráfico de influencia indirecta	84
Figura 4 Mapa de influencia y dependencia directa	85
Figura 5 Curva ROC con punto óptimo de clasificación	97
Figura 6 Punto de corte óptimo del modelo Logit	99

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO
FACULTAD DE CONTABILIDAD Y AUDITORÍA
CARRERA DE ECONOMÍA

TEMA: “CAPACIDAD DEL APRENDIZAJE PRODUCTIVO EN LA ADOPCIÓN DE INNOVACIÓN DE LOS CIUDADANOS EN EL ECUADOR”

AUTOR: Anderson Stiven Vargas Ashqui

TUTOR: Econ. Juan Pablo Martínez Mesías, Mg.

FECHA: Junio 2026

RESUMEN EJECUTIVO

El estudio analizó la capacidad de aprendizaje productivo en la adopción de innovación de los ciudadanos empresariales en el Ecuador. El objetivo fue evaluar la influencia de las habilidades digitales asociadas al aprendizaje productivo sobre la participación en procesos innovadores. La investigación utilizó un enfoque cuantitativo, con información secundaria de la Encuesta Nacional de Habilidades Digitales del MINTEL. Se aplicaron análisis descriptivos, el método MICMAC y modelos econométricos Logit y Probit. Los resultados evidenciaron una baja participación en innovación, aunque las capacidades vinculadas con seguridad digital, selección de tecnología, aprendizaje virtual, fundamentos de programación, mejora continua y reciclaje electrónico mostraron relevancia dentro del sistema analizado. Los modelos confirmaron una relación positiva y estadísticamente significativa entre aprendizaje productivo e innovación. Además, los indicadores de ajuste y capacidad predictiva respaldaron la consistencia de los resultados. Se concluyó que fortalecer habilidades digitales productivas favoreció la adopción de innovación en los ciudadanos empresariales ecuatorianos.

PALABRAS DESCRIPTORAS: INNOVACIÓN, APRENDIZAJE, TECNOLOGÍA, DIGITALIZACIÓN, PRODUCTIVIDAD.

TECHNICAL UNIVERSITY OF AMBATO
FACULTY OF ACCOUNTING AND AUDITING
ECONOMIC CAREER

TOPIC: “PRODUCTIVE LEARNING CAPACITY IN THE ADOPTION OF INNOVATION BY CITIZENS IN ECUADOR”

AUTHOR: Anderson Stiven Vargas Ashqui

TUTOR: Econ. Juan Pablo Martínez Mesías, Mg.

DATE: Junio 2026

ABSTRACT

The study analyzed the capacity for productive learning in the adoption of innovation by entrepreneurial citizens in Ecuador. The objective was to evaluate the influence of digital skills associated with productive learning on participation in innovative processes. The research employed a quantitative approach, using secondary data from MINTEL’s National Digital Skills Survey. Descriptive analyses, the MICMAC method, and the Logit and Probit econometric models were applied. The results revealed low participation in innovation, although capabilities related to digital security, technology selection, virtual learning, programming fundamentals, continuous improvement, and e-recycling were found to be significant within the analyzed system. The models confirmed a positive and statistically significant relationship between productive learning and innovation. Furthermore, the fit and predictive power indicators supported the consistency of the results. It was concluded that strengthening productive digital skills fostered the adoption of innovation among Ecuadorian entrepreneurs.

KEYWORDS: INNOVATION, LEARNING, TECHNOLOGY, DIGITALIZATION, PRODUCTIVITY.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1 Descripción del problema

El uso de las tecnologías digitales ya no representa solo una ventaja, sino una condición necesaria para que los ciudadanos empresariales participen de mejor manera en la economía, el trabajo, la educación y la vida cotidiana. En este sentido, la evidencia institucional sostiene que el verdadero aprovechamiento de la tecnología no depende únicamente del acceso a internet o a dispositivos, sino también de las capacidades necesarias para utilizarlos de forma útil, responsable y productiva (MINTEL, 2022, p. 6). Por ello, analizar la relación entre aprendizaje productivo y habilidades digitales permite comprender qué factores impulsan o limitan la adopción de innovación en las personas que poseen, administran o participan en una empresa, negocio o emprendimiento.

Las habilidades digitales se consolidaron como una condición necesaria para participar en la economía, la educación, el trabajo y la innovación dentro de la transformación digital actual (Banco Mundial, 2025, p. 10). Esta importancia se explica porque el avance tecnológico modificó las capacidades requeridas para la vida diaria, el aprendizaje y el desempeño laboral. En consecuencia, los ciudadanos empresariales necesitan desarrollar competencias que les permitan adaptarse a entornos cada vez más digitalizados (UNESCO, 2021, p. 6). Por tanto, el fortalecimiento de habilidades digitales constituye una base fundamental para que las personas aprovechen de forma efectiva las tecnologías en la sociedad del conocimiento (MINTEL, 2022, p. 7).

A pesar del crecimiento de la conectividad, el desarrollo de habilidades digitales no se distribuyó de manera equitativa entre la población (ITU, 2022, p. 38). Esta situación evidencia que muchos ciudadanos empresariales pueden contar con acceso a internet o dispositivos, pero no siempre poseen las competencias necesarias para utilizarlos con criterio, seguridad y fines productivos (Banco Mundial, 2025, p. 40). Por lo tanto, el problema dejó de centrarse únicamente en la infraestructura digital y pasó a relacionarse con la capacidad real de estas personas para convertir el acceso

tecnológico en oportunidades de aprendizaje, productividad e innovación (CEPAL, 2024, p. 47).

Las habilidades digitales también se relacionan directamente con la capacidad de aprendizaje, debido a que permiten comunicar, colaborar, aprender y trabajar con mayor eficiencia en entornos digitales (Banco Mundial, 2025, p. 10). Esta relación resulta relevante porque las competencias digitales no se reducen al manejo técnico de dispositivos, sino que incluyen conocimientos, comportamientos, hábitos de trabajo y capacidades para resolver problemas en contextos tecnológicos (Banco Mundial, 2025, p. 53). Por tanto, las habilidades digitales deben entenderse como parte de un proceso más amplio de aprendizaje productivo, orientado a transformar la información en conocimiento útil y aplicable dentro de una actividad empresarial o productiva (World Bank, 2021, p. 24).

En América Latina, el desarrollo de habilidades digitales presenta limitaciones estructurales asociadas con desigualdades educativas, económicas, territoriales y tecnológicas (CEPAL, 2024, p. 47). Estas condiciones dificultan la consolidación de una inclusión digital efectiva, debido a que los déficits de conectividad significativa limitan el desarrollo de competencias digitales en niños, adolescentes y adultos, especialmente en grupos situados en ejes de desigualdad social (CEPAL, 2024, p. 47). Por esta razón, las brechas en habilidades digitales afectan la participación de los ciudadanos empresariales en entornos digitales y reducen sus posibilidades de aprovechar oportunidades vinculadas con aprendizaje, productividad e innovación (CEPAL, 2022, p. 15).

En la región, el aumento del acceso a tecnologías no se traduce necesariamente en un uso productivo de estas herramientas (CEPAL, 2023, p. 27). Esta situación se explica porque una parte importante de la población utiliza los recursos digitales para actividades básicas o recreativas, mientras que el aprovechamiento orientado a educación, trabajo, gestión empresarial e innovación resulta más limitado (CEPAL, 2024, p. 33). En consecuencia, la problemática de las habilidades digitales se concentra más en la calidad del uso tecnológico que en la simple disponibilidad de conectividad o dispositivos (CEPAL, 2024, p. 48).

El déficit de habilidades digitales en América Latina limita la formación de talento digital y reduce la capacidad de innovación y competitividad de la región (BID, 2021, p. 45). Esta limitación resulta relevante porque el desarrollo de competencias digitales es necesario para mejorar la productividad, fortalecer capacidades laborales y responder a los cambios de la economía digital (Banco Mundial, 2025, p. 40). Por tanto, el aprendizaje productivo se presenta como una vía necesaria para formar habilidades digitales aplicables a la innovación, al trabajo y a la participación de los empresarios en entornos tecnológicos (CEPAL, 2024, p. 49).

En el Ecuador, las habilidades digitales fueron reconocidas como un elemento estratégico para el desarrollo nacional dentro del proceso de transformación digital impulsado por el Estado (MINTEL, 2022, p. 7). Este reconocimiento se sustentó en que la Política de Transformación Digital buscó promover la apropiación y el uso productivo de las tecnologías digitales para dinamizar la economía y contribuir al desarrollo productivo y social de la población (MINTEL, 2022, p. 65). Por esa razón, el fortalecimiento de competencias digitales se posicionó como una prioridad para que los ciudadanos empresariales participen en mejores condiciones dentro de una sociedad orientada a la información, la innovación y el conocimiento (MINTEL, 2022, p. 63).

No obstante, en el Ecuador persisten limitaciones importantes en el desarrollo de habilidades digitales (MINTEL, 2024, p. 2). Estas restricciones muestran que el problema no se relaciona únicamente con el acceso a internet, sino también con la falta de capacidades para utilizar la tecnología de manera efectiva en actividades cotidianas, educativas y productivas (MINTEL, 2025, p. 38). Por ello, estas brechas limitan la posibilidad de transformar el conocimiento digital en acciones innovadoras y evidencian la necesidad de analizar el papel del aprendizaje productivo en la adopción de innovación en los ciudadanos empresariales ecuatorianos (MINTEL, 2025, p. 90).

En el contexto empresarial, las habilidades digitales aún no se consolidan plenamente como una herramienta para el desarrollo productivo y la innovación. Esta situación limita el aprovechamiento de las tecnologías en empresas, negocios y emprendimientos, debido a que la insuficiencia de capacidades digitales reduce la posibilidad de transformar el conocimiento en acciones innovadoras. Así, se evidencia

una desconexión entre el avance tecnológico y su uso real en el ámbito productivo (MINTEL, 2022, p. 8). Por esta razón, resulta necesario fortalecer las habilidades digitales desde el aprendizaje productivo, con el fin de mejorar la adopción de innovación en el Ecuador.

1.2 Justificación

1.2.1 Justificación teórica, metodológica (viabilidad) y práctica

La revisión de la literatura evidencia una realidad clave para los ciudadanos empresariales: las habilidades digitales determinan su capacidad para avanzar en la economía, el trabajo y los procesos de innovación. En este contexto, contar con internet o con un dispositivo tecnológico no garantiza transformación si las personas que poseen o administran una empresa, negocio o emprendimiento no desarrollan capacidades para usar datos, tomar decisiones y generar valor, la conexión facilita el acceso, pero por sí sola no produce cambios reales en la actividad productiva.

Según Jiao (2025), la tecnología impulsa la innovación cuando existen personas con competencias, criterios claros y organizaciones capaces de convertir el uso digital en resultados valiosos. Por tanto, sin estas capacidades, la inversión tecnológica pierde fuerza y se reduce a herramientas visibles, pero con efectos limitados. Por esta razón, analizar la capacidad de aprendizaje productivo en los ciudadanos empresariales ecuatorianos permite comprender por qué algunos adoptan innovación y otros permanecen rezagados, incluso dentro de un mismo proceso de transformación digital.

Este estudio adquiere relevancia porque las habilidades digitales ya no se limitan al manejo básico de una computadora o al simple acceso a internet, sino que representan un conjunto amplio de capacidades necesarias para actuar en entornos digitales (Audrin, 2024). Asimismo, esta perspectiva se fortalece con el enfoque de competencias digitales, el cual reconoce que las personas requieren habilidades para gestionar información, comunicarse, crear contenidos, resolver problemas y actuar con seguridad en contextos tecnológicos (European Commission, 2017, p. 8). En consecuencia, la habilidad digital del ciudadano empresarial debe analizarse como una competencia integral, debido a que le permite aprender, tomar decisiones y participar

con mayor seguridad en espacios productivos, comerciales y sociales (UNESCO, 2021, p. 6).

La relación entre habilidades digitales e innovación también se respalda en estudios recientes aplicados a empresas y sectores productivos, donde la formación tecnológica aparece como un factor asociado a mayores posibilidades de innovar (Mahmutaj & Jusufi, 2023). Además, esta relación coincide con la evidencia que señala que la transformación digital requiere infraestructura, pero también capacidades humanas para aprovechar las tecnologías en procesos productivos y organizacionales (OECD, 2021, p. 23). En este sentido, la innovación no surge de manera automática por disponer de tecnología, sino cuando los ciudadanos empresariales reciben formación, desarrollan habilidades y aplican lo aprendido en sus empresas, negocios o emprendimientos (BID, 2021, p. 45).

La investigación se justifica porque, en los países en desarrollo, la adopción de tecnologías digitales depende de factores como el capital humano, la experiencia previa en innovación y la disponibilidad de recursos (Avenyo et al., 2024). Esta idea se relaciona con la teoría del capital humano, la cual sostiene que la educación, la formación y la acumulación de habilidades elevan la productividad y amplían las oportunidades económicas de las personas (Becker, 1993). Por ello, esta evidencia resulta útil para el caso ecuatoriano, ya que permite sostener que la adopción de innovación en los ciudadanos empresariales requiere habilidades, aprendizaje y condiciones que favorezcan el uso productivo de la tecnología (World Bank, 2021, p. 24).

Desde el enfoque metodológico, esta investigación resulta pertinente y viable porque permite analizar el problema mediante herramientas cuantitativas, las cuales han sido utilizadas en estudios recientes para examinar la relación entre digitalización, innovación y productividad (Gaglio et al., 2022). Además, el uso de información institucional vinculada al levantamiento de datos del MINTEL permite estudiar a ciudadanos empresariales relacionados con actividades empresariales, productivas o comerciales. Este enfoque es adecuado porque los modelos cuantitativos permiten identificar relaciones estadísticas entre variables y valorar la contribución de determinados factores sobre un resultado observado (Wooldridge, 2010). Por esta

razón, aplicar un enfoque cuantitativo en el caso ecuatoriano permite estudiar con mayor claridad cómo la capacidad de aprendizaje productivo puede contribuir a la adopción de innovación en los ciudadanos empresariales (Gujarati & Porter, 2010).

La investigación también se sostiene en estudios que muestran cómo las habilidades digitales pueden abrir oportunidades económicas cuando se conectan con recursos productivos y redes de apoyo (Cheng et al., 2024). Esta relación es importante porque las tecnologías digitales pueden facilitar el acceso a información, financiamiento, mercados y servicios, especialmente cuando las personas cuentan con capacidades para utilizarlas de manera estratégica (CEPAL, 2023, p. 27). Por ello, este hallazgo resulta relevante para Ecuador, debido a que muchas oportunidades de innovación pueden surgir cuando los ciudadanos empresariales aprenden a utilizar la tecnología para mejorar su trabajo, fortalecer sus negocios, ampliar sus mercados o tomar mejores decisiones económicas (MINTEL, 2022, p. 65).

Además, el estudio adquiere relevancia porque la evidencia reciente muestra que las capacidades digitales pueden mejorar el desempeño, aunque su efecto depende de otros factores tecnológicos, organizacionales y humanos (Heredia et al., 2022). Esta idea se respalda en los estudios sobre capacidades dinámicas, donde se señala que las organizaciones y las personas necesitan integrar, adaptar y reconfigurar sus recursos para responder a entornos cambiantes (Teece, 2018). Por esta razón, esta investigación no se limita a observar si el ciudadano empresarial utiliza tecnología, sino que busca comprender cómo el aprendizaje productivo puede transformar esas habilidades digitales en una verdadera capacidad para adoptar innovación (Jiao et al., 2025).

La Política de Transformación Digital reconoce que el Ecuador requiere infraestructura, talento digital, servicios digitales e institucionalidad para avanzar hacia una economía digital más inclusiva y productiva (MINTEL, 2022, p. 65). Este planteamiento se relaciona con la necesidad de promover la apropiación y el uso productivo de las tecnologías digitales para dinamizar la economía, fortalecer el desarrollo social y ampliar las oportunidades de participación ciudadana en el ámbito productivo (MINTEL, 2022, p. 63). Por lo tanto, estudiar la relación entre aprendizaje productivo, habilidades digitales e innovación permite aportar una mirada académica y práctica sobre un desafío nacional: formar ciudadanos empresariales capaces de

aprender, adaptarse y generar valor en un entorno cada vez más digitalizado (CEPAL, 2024, p. 49).

1.2.2. Formulación del problema de investigación

¿Cómo influye la capacidad de aprendizaje productivo en la adopción de innovación del ciudadano en el Ecuador?

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Evaluar la influencia de la capacidad de aprendizaje productivo en la adopción de innovación asociada a la habilidad digital del ciudadano en el Ecuador.

1.3.2 Objetivos específicos

- Describir las condiciones de la adopción de innovación y la capacidad de aprendizaje productivo del ciudadano en el Ecuador.
- Determinar la contribución de la capacidad de aprendizaje productivo en la adopción de innovación del ciudadano en el Ecuador

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1 Revisión de literatura

2.1.1 Antecedentes investigativos

La transformación digital modificó de forma sustancial la manera en que los ciudadanos empresariales participan en actividades económicas, educativas y sociales, situación que convirtió a las habilidades digitales en una condición necesaria para desenvolverse dentro de entornos mediados por tecnologías de información y comunicación (UNESCO, 2021, p. 6). En varios países europeos y asiáticos, el interés investigativo se orientó hacia la comprensión de las desigualdades existentes en el acceso y uso efectivo de tecnologías, debido a que la sola disponibilidad de internet no

garantiza la participación productiva ni el aprovechamiento del conocimiento digital (OECD, 2021, p. 23). La importancia que adquirieron estas capacidades permitió reconocer que las habilidades digitales dejaron de representar una ventaja complementaria y pasaron a constituir un requisito para fortalecer procesos de innovación y adaptación ciudadana frente a nuevos escenarios tecnológicos (World Bank, 2021, p. 24).

Las desigualdades relacionadas con habilidades digitales comenzaron a explicarse no solo por la disponibilidad de conectividad, sino también por factores asociados al nivel educativo, ingresos, edad y territorio, elementos que condicionan las capacidades de los ciudadanos empresariales para utilizar tecnologías de forma crítica y productiva (Lythreath et al., 2022, p. 1). En distintos contextos internacionales, las investigaciones identificaron que gran parte de la población posee acceso a internet; sin embargo, mantiene limitaciones relacionadas con análisis de información, uso estratégico de herramientas digitales y aprovechamiento de recursos tecnológicos para resolver problemas cotidianos (ITU, 2022, p. 38). Estas diferencias mostraron que el problema de habilidades digitales exige examinar factores relacionados con aprendizaje y fortalecimiento de capacidades, debido a que el acceso por sí solo no asegura una apropiación tecnológica efectiva (Van Laar et al., 2020, p. 2).

Dentro del contexto europeo, las competencias digitales comenzaron a relacionarse directamente con la capacidad de adaptación frente a cambios tecnológicos y económicos cada vez más acelerados, situación que motivó el desarrollo de marcos orientados al fortalecimiento de capacidades ciudadanas para responder a entornos digitales complejos (European Commission, 2022, p. 9). Los estudios realizados en población general evidenciaron que ciudadanos empresariales con mayores habilidades digitales presentan mejores condiciones para acceder a servicios, resolver problemas, interactuar dentro de ecosistemas digitales y aprovechar oportunidades relacionadas con empleo, educación y bienestar social (Fraillon et al., 2020, p. 18). La relevancia que adquirieron estas capacidades fortaleció el interés por comprender de qué manera el aprendizaje puede influir sobre el desarrollo de habilidades digitales aplicables a contextos reales de innovación (Audrin, 2024, p. 5).

Posterior a la crisis sanitaria global, diversas investigaciones identificaron que los ciudadanos empresariales con mayores capacidades tecnológicas respondieron de mejor manera frente a cambios asociados con educación virtual, trabajo remoto y acceso a servicios digitales, situación que incrementó el interés por estudiar mecanismos orientados al fortalecimiento de competencias digitales (Heredia et al., 2022, p. 1). La evidencia internacional también mostró que las personas que acceden a procesos de formación tecnológica presentan mayores niveles de confianza para utilizar herramientas digitales dentro de actividades educativas, sociales y productivas (Jiao et al., 2025, p. 3). Estas diferencias permitieron reconocer que el aprendizaje constituye un elemento importante para fortalecer habilidades digitales y mejorar el aprovechamiento de tecnologías en la vida cotidiana (BID, 2021, p. 45).

En América Latina, las desigualdades estructurales relacionadas con educación, ingresos y acceso al conocimiento limitaron el fortalecimiento de habilidades digitales en una parte importante de la población, situación que dificultó la consolidación de sociedades digitales más inclusivas (CEPAL, 2022, p. 15). Aunque la conectividad mostró avances importantes dentro de la región, gran parte de los ciudadanos empresariales mantuvo un uso básico de internet, con limitaciones relacionadas con búsqueda de información, formación continua, empleabilidad y aprovechamiento productivo de tecnologías (CAF, 2022, p. 41). Las restricciones observadas en el contexto latinoamericano evidenciaron que el fortalecimiento de habilidades digitales requiere procesos relacionados con formación y aprendizaje, especialmente en grupos expuestos a mayores niveles de vulnerabilidad (OEI, 2023, p. 33).

La relación entre habilidades digitales e innovación adquirió mayor relevancia dentro de investigaciones recientes, debido a que mayores niveles de competencias tecnológicas favorecen la capacidad de adaptación y fortalecen la resolución de problemas frente a cambios sociales y económicos (Mahmutaj & Jusufi, 2023, p. 90). Los ciudadanos empresariales que poseen mayores conocimientos digitales presentan mejores posibilidades de utilizar tecnologías para acceder a información, desarrollar nuevas capacidades y aprovechar oportunidades relacionadas con productividad y emprendimiento (UNDP, 2022, p. 31). La evidencia permitió reconocer que las habilidades digitales constituyen una base importante para fortalecer procesos de adopción de innovación dentro de la ciudadanía (Gaglio et al., 2022, p. 2).

En países en desarrollo, las limitaciones relacionadas con capital humano y acceso desigual al conocimiento redujeron las posibilidades de fortalecer capacidades tecnológicas aplicables a contextos productivos y sociales (Avenyo et al., 2024, p. 235). Los ciudadanos empresariales con menores niveles de alfabetización digital presentaron mayores dificultades para acceder a servicios tecnológicos, financieros y oportunidades económicas, situación que profundizó desigualdades relacionadas con inclusión social y bienestar económico (Adel, 2024, p. 1). Estas limitaciones fortalecieron el interés por analizar el papel del aprendizaje como mecanismo orientado al desarrollo de capacidades tecnológicas útiles dentro de escenarios caracterizados por cambios constantes (UNCTAD, 2021, p. 12).

Las habilidades digitales demostraron una influencia importante dentro de territorios rurales y poblaciones vulnerables, debido a que mayores niveles de conocimientos tecnológicos favorecen el acceso a información, servicios y oportunidades económicas (Cheng et al., 2024, p. 1). Las investigaciones internacionales identificaron que ciudadanos empresariales con mayores competencias digitales presentan mejores posibilidades para utilizar tecnologías con fines educativos, productivos y de toma de decisiones, situación que mejora las oportunidades de desarrollo dentro de contextos vulnerables (FAO, 2022, p. 56). La persistencia de desigualdades relacionadas con acceso y capacidades evidenció la necesidad de fortalecer procesos de aprendizaje orientados hacia el desarrollo de habilidades digitales en distintos grupos poblacionales (UNICEF, 2021, p. 14).

En el caso ecuatoriano, las habilidades digitales comenzaron a reconocerse como un elemento prioritario dentro de la transformación digital impulsada por el Estado, debido a que el aprovechamiento efectivo de tecnologías constituye un requisito para fortalecer inclusión, productividad y competitividad nacional (MINTEL, 2022, p. 6). No obstante, los principales desafíos persisten en sectores rurales y grupos vulnerables, donde el problema no se relaciona únicamente con acceso a internet, sino también con limitaciones relacionadas con capacidades insuficientes para utilizar tecnologías de manera efectiva dentro de actividades cotidianas, educativas y económicas (MINTEL, 2024, p. 2). La permanencia de estas limitaciones evidenció la necesidad de examinar cómo la capacidad de aprendizaje productivo puede fortalecer las habilidades digitales

del ciudadano ecuatoriano y favorecer mayores niveles de adopción de innovación (Plan Nacional de Telecomunicaciones 2024–2025, p. 18)

2.1.2 Fundamentos teóricos

2.1.2.1 Bloque A. Aprendizaje productivo y formación de capacidades

Capital humano

El punto de partida para comprender la capacidad de aprendizaje productivo se encuentra en la teoría del capital humano, debido a que esta corriente reconoce que la educación, la formación y la acumulación de habilidades constituyen inversiones que elevan la productividad y amplían las oportunidades económicas. Schultz (1961) sostuvo que el conocimiento forma parte del capital humano, ya que permanece en la persona y puede utilizarse para enfrentar cambios económicos, laborales y productivos. En la misma línea, Becker (1993) amplió este planteamiento al demostrar que las habilidades adquiridas incrementan la eficiencia individual y generan beneficios para la sociedad. Por ello, el aprendizaje se convierte en una capacidad interna que permite decidir, crear y responder con mayor solvencia a los desafíos que enfrentan las personas vinculadas a empresas, negocios o emprendimientos.

Sobre esta base clásica, la literatura reciente ha ampliado el contenido del capital humano al incorporar las competencias digitales como parte esencial de las habilidades económicamente relevantes. Van Laar et al. (2017) demostraron que las destrezas del siglo XXI se relacionan estrechamente con habilidades digitales como el manejo de información, la comunicación, la colaboración y la resolución de problemas. Asimismo, Zaborovskaia et al. (2020) encontraron que la digitalización influye de forma directa en la formación de capital humano en contextos regionales. A su vez, Ling (2025) señala que la innovación digital modifica la asignación interna del capital humano y aumenta el valor de las capacidades de mayor cualificación. En consecuencia, la capacidad de aprendizaje productivo puede entenderse como una expresión actualizada del capital humano, donde el conocimiento, la experiencia y las habilidades digitales se articulan dentro de una misma lógica económica y productiva.

La validez de la teoría del capital humano también se manifiesta en su relación con la innovación, la resiliencia y el rendimiento. Según Shatila (2025), la alfabetización digital, la accesibilidad tecnológica y el capital humano fortalecen la innovación y la

resiliencia emprendedora. De manera similar, Dahiya (2025) señala que el capital humano asociado al análisis de datos tiene efectos positivos sobre las capacidades empresariales y la innovación. Estos aportes resultan relevantes para la presente investigación, puesto que evidencian que la capacidad de aprendizaje productivo no constituye una noción abstracta, sino una variable con efectos visibles en el comportamiento innovador de quienes gestionan actividades empresariales, comerciales o productivas.

Teoría del crecimiento endógeno

El segundo sustento de la variable capacidad de aprendizaje productivo se encuentra en la teoría del crecimiento endógeno, debido a que este enfoque explica el desarrollo económico a partir de factores internos como el conocimiento, la innovación, la educación y el capital humano. Romer (1990) sostuvo que el crecimiento se vincula con la producción de ideas y con el cambio tecnológico generado dentro del propio sistema económico. Asimismo, Lucas (1988) destacó que la acumulación de capital humano incrementa la productividad y fortalece las capacidades económicas de las personas. Desde esta perspectiva, el aprendizaje productivo adquiere relevancia porque permite transformar el conocimiento en capacidades aplicables a la producción, la gestión y la innovación en actividades empresariales o comerciales.

La teoría del crecimiento endógeno permite comprender que la capacidad de aprendizaje productivo no solo fortalece las oportunidades individuales, sino que también aporta al desarrollo económico sostenible. Bajo este enfoque, el conocimiento, la formación y las habilidades digitales se entienden como recursos que elevan la productividad, impulsan la innovación y mejoran la capacidad de respuesta frente a los cambios tecnológicos. Por ello, esta teoría resulta pertinente para la investigación, ya que permite explicar que el aprendizaje productivo no actúa como un elemento aislado, sino como una capacidad que puede generar beneficios para quienes administran negocios, empresas o emprendimientos, así como para el sistema económico en su conjunto.

Los estudios recientes también confirman que la relación entre digitalización, habilidades y crecimiento no es lineal ni automática, debido a que depende de la calidad del aprendizaje y de su articulación con entornos institucionales y productivos. Rahman et al. (2025) encontraron que la accesibilidad de la infraestructura digital, la

alfabetización y la integración educativa se relacionan con una mayor integración digital comunitaria y con la movilidad socioeconómica. De igual manera, Reeves-Huapaya et al. (2025) destacan que la inclusión y la alfabetización digital siguen como factores centrales para reducir rezagos en América Latina. En consecuencia, el crecimiento endógeno no debe interpretarse solo como una teoría del avance tecnológico, sino como un enfoque que explica cómo el conocimiento aplicado puede convertirse en innovación, productividad y desarrollo. Esto justifica que, en el caso ecuatoriano, la insuficiencia de talento digital se examine como una restricción para consolidar un crecimiento basado en conocimiento y aprendizaje productivo.

Capacidad de absorción

La teoría explica cómo los agentes económicos reconocen, asimilan, transforman y aprovechan el conocimiento externo para generar innovación. Cohen y Levinthal (1990) señalaron que la innovación depende en gran medida del conocimiento previo, debido a que este permite interpretar información nueva y convertirla en aplicaciones útiles. Posteriormente, Zahra y George (2002) precisaron que la capacidad de absorción posee una dimensión potencial, vinculada con la adquisición y asimilación del conocimiento, y una dimensión realizada, relacionada con su transformación y explotación. Bajo esta lógica, aprender de forma productiva implica mucho más que acumular datos, ya que requiere bases previas para convertir la información disponible en decisiones, mejoras productivas e innovación.

La evidencia empírica respalda la importancia de esta teoría en contextos empresariales y productivos. Ferreras-Méndez et al. (2019) encontraron que la capacidad de absorción favorece la innovación abierta y el rendimiento innovador. De manera similar, Scuotto et al. (2017) demostraron que la absorción de conocimiento externo mejora los resultados innovadores en pequeñas y medianas empresas. Asimismo, Gonzáles (2024) evidenció que la capacidad de absorción y la cultura de aprendizaje ejercen una influencia positiva en la innovación de proyectos. A su vez, Awwad (2025) halló que la capacidad de absorción tiene un impacto directo y positivo sobre la innovación y el rendimiento financiero. Estos aportes reafirman la relevancia de esta teoría, debido a que permite explicar por qué algunos actores productivos aprovechan mejor el conocimiento disponible y logran transformarlo en resultados innovadores.

Por ello, la capacidad de absorción permite pasar de una visión estática del aprendizaje hacia una comprensión dinámica de la forma en que las personas vinculadas a actividades empresariales integran conocimiento en contextos de cambio tecnológico. En este sentido, la educación, el manejo de la tecnología y las habilidades digitales fortalecen la posibilidad de reconocer información valiosa, adaptarla a las necesidades del negocio y aplicarla en procesos de mejora. En la actualidad, esta capacidad resulta necesaria porque la innovación exige aprendizaje continuo, colaboración, resolución de problemas y uso estratégico del conocimiento en entornos productivos cada vez más digitalizados.

2.1.2.2 Bloque B. Aprendizaje productivo en la economía digital

Economía del conocimiento y sistemas de innovación

La capacidad de aprendizaje productivo también se sostiene en la economía del conocimiento y en los sistemas de innovación, debido a que estos enfoques reconocen al conocimiento como un recurso estratégico para el desarrollo de las economías modernas. Drucker (1993) sostiene que el trabajo basado en el conocimiento transformó la concepción de la productividad, ya que el valor no depende únicamente de los factores tradicionales de producción, sino también de la capacidad para crear, organizar y aplicar conocimientos. Asimismo, Lundvall (1992) y Nelson (1993) señalaron que la innovación no surge de manera aislada, sino dentro de sistemas donde interactúan empresas, instituciones, educación y políticas públicas. Desde esta perspectiva, el aprendizaje productivo se entiende como la capacidad de participar en entornos donde el conocimiento se genera, se comparte y se convierte en soluciones prácticas para mejorar procesos, actividades productivas y resultados económicos.

Estos aportes permiten comprender que el conocimiento no debe limitarse a su acumulación, sino que requiere aplicación práctica para generar cambios, fortalecer procesos y sostener la innovación en el tiempo. Además, Jiao y Grieva (2025) muestran que la relación entre tecnologías digitales, conocimiento e innovación se ha convertido en un campo central de investigación, lo cual confirma la vigencia de este enfoque para explicar las transformaciones económicas contemporáneas. En este sentido, el aprendizaje productivo adquiere relevancia porque conecta el conocimiento

disponible con la capacidad de aplicarlo en contextos empresariales, comerciales y productivos.

En el caso latinoamericano y ecuatoriano, este marco adquiere un valor adicional porque permite situar el aprendizaje productivo dentro de estructuras institucionales concretas. La CEPAL sostiene que la digitalización puede impulsar el crecimiento, el bienestar y la sostenibilidad; sin embargo, su impacto depende de la formación de capacidades, del uso productivo de la tecnología y de la calidad de las políticas públicas (CEPAL, 2024). Por tanto, la digitalización no genera desarrollo por sí sola, sino cuando se articula con conocimiento, aprendizaje y condiciones institucionales que favorecen la innovación. Esta relación resulta pertinente para la presente investigación, ya que permite explicar por qué las personas vinculadas a empresas, negocios o emprendimientos requieren habilidades digitales y aprendizaje productivo para transformar la tecnología en valor económico e innovación.

2.1.2.5 Innovación y desarrollo económico

Según Schumpeter (1934) explicó que el desarrollo surge de nuevas combinaciones productivas que alteran rutinas previas y generan procesos de destrucción creativa; posteriormente, Aghion y Howitt (1992) mostraron que la innovación sostiene el crecimiento a largo plazo al reemplazar tecnologías obsoletas por otras más eficientes. Desde esta perspectiva, adoptar innovación no es un evento periférico, sino un comportamiento que influye directamente en productividad, competitividad y transformación estructural.

La investigación ha confirmado la vigencia de este planteamiento en la economía digital. Teece (2018) subraya que los modelos de negocio y las capacidades dinámicas explican la creación de valor en ambientes de alta innovación, mientras que Saeedikiya et al. (2025) presentan una revisión sistemática que muestra cómo la transformación digital actúa sobre innovación en múltiples niveles. Por su parte, Jiao et al. (2025) documentan que las tecnologías digitales alimentan nuevas trayectorias de innovación en economías basadas en conocimiento.

Innovar implica usar prácticas, herramientas y conocimientos que modifican la manera en que un ciudadano produce, aprende o resuelve problemas. La innovación genera efectos económicos que van más allá de las grandes empresas porque altera comportamientos productivos, expande el acceso a oportunidades reales y eleva la

participación en servicios digitales. Esta mirada abre paso a enfoques que no solo explican por qué la innovación es importante, sino también cómo y por qué las personas deciden adoptarla.

Modelos de aceptación tecnológica

Los modelos de aceptación tecnológica son fundamentales para explicar la adopción de innovación a escala del usuario, debido a que permiten analizar los factores que influyen en la decisión de utilizar una tecnología. Davis (1989), mediante el Technology Acceptance Model, planteó que la utilidad percibida y la facilidad de uso percibida constituyen determinantes clave de la intención de uso. Posteriormente, Venkatesh et al. (2012) ampliaron esta lógica a través de la UTAUT2, al integrar variables sociales, motivacionales y contextuales. Este enfoque resulta valioso para la presente investigación, ya que permite explicar cómo las personas vinculadas a actividades productivas valoran, aceptan o rechazan una innovación según sus percepciones, capacidades y condiciones del entorno.

La evidencia reciente confirma la vigencia de estos modelos en el análisis de tecnologías emergentes. Dwivedi et al. (2020) señalan que los marcos de aceptación tecnológica son pertinentes para comprender la adopción de nuevas tecnologías y orientar la investigación en sistemas de información. Asimismo, Jiang et al. (2025) evidencian que el TAM continúa como una base importante en los estudios sobre adopción de tecnologías educativas en línea. De igual manera, Fel et al. (2025) muestran que estos modelos conservan capacidad explicativa incluso en la aceptación de inteligencia artificial. En consecuencia, las decisiones de adopción dependen de cómo los usuarios perciben la utilidad, el esfuerzo requerido, la confianza y las condiciones que acompañan el uso de la tecnología.

En este sentido, una persona con baja alfabetización digital puede percibir una herramienta innovadora como compleja, poco útil o difícil de aplicar en su actividad productiva. Esta percepción limita su disposición a utilizarla y reduce las posibilidades de incorporarla en procesos de gestión, producción o toma de decisiones. Por el contrario, cuando la persona fortalece sus habilidades digitales y comprende el valor práctico de la tecnología, mejora su percepción de control, utilidad y conveniencia. Por ello, el aprendizaje productivo se convierte en un factor clave para favorecer la adopción de innovación en empresas, negocios y emprendimientos.

2.1.2.3 Bloque C. Fundamentos de la adopción de innovación

Teoría de la difusión de innovaciones

La teoría de la difusión de innovaciones de Rogers constituye otro soporte esencial para la variable adopción de innovación, debido a que explica cómo una idea, práctica o tecnología se extiende de manera gradual dentro de un sistema social. Rogers (2003) planteó que la adopción de innovaciones depende de varios atributos percibidos por los usuarios, entre ellos la ventaja relativa, la compatibilidad con sus necesidades, el nivel de complejidad, la posibilidad de prueba y la observación de resultados. Desde esta perspectiva, la innovación no se adopta únicamente por sus características técnicas, sino también por la comunicación, el aprendizaje social y la validación colectiva que se produce dentro del entorno donde se introduce.

La validez de esta teoría ha sido reforzada en investigaciones recientes. Faiz et al. (2024) utilizaron la teoría de la difusión de innovaciones junto con el marco TOE para explicar la adopción de tecnologías digitales en empresas innovadoras. Asimismo, Alonso et al. (2024), desde una perspectiva vinculada con Rogers, mostraron que las percepciones sobre ventajas y desventajas del uso de las TIC influyen en la decisión de adopción. Además, Takahashi et al. (2024) analizaron distintos procesos de difusión y evidenciaron que el interés, las patentes y las publicaciones siguen patrones reconocibles de expansión. En consecuencia, esta teoría conserva una alta capacidad explicativa para estudiar cómo las innovaciones se propagan en contextos digitales, productivos y organizacionales.

Esta perspectiva resulta especialmente útil para analizar las desigualdades en la adopción de innovación. Si la difusión de una tecnología depende de las redes sociales, la comunicación, la percepción de beneficios y la posibilidad de prueba, entonces las personas con menores habilidades digitales, menor acceso o escaso apoyo institucional enfrentan más barreras para incorporarla en sus actividades productivas. Por ello, la adopción de innovación no puede entenderse solo como una decisión individual, sino como un resultado influido por las capacidades, el entorno y las oportunidades disponibles. En cambio, cuando el aprendizaje productivo fortalece la comprensión, la confianza y la apropiación tecnológica, la innovación puede difundirse con mayor rapidez y profundidad. Así, la teoría de Rogers permite explicar no solo por qué ciertas

tecnologías se expanden, sino también por qué algunos actores productivos quedan rezagados dentro de ese proceso.

Economía y talento digitales

En la actualidad, la adopción de innovación no puede explicarse de manera adecuada sin considerar el marco de la economía digital, debido a que la transformación tecnológica ha modificado la forma de trabajar, aprender, producir y participar en los mercados. Castells (1996) ya advertía el tránsito hacia una sociedad red basada en información, conectividad e interacción entre actores. En esta misma línea, organismos como la OECD y la CEPAL señalan que la digitalización reconfigura la productividad, la inclusión y la competitividad en las economías contemporáneas. Por ello, el talento digital deja de ser un complemento y se convierte en una condición básica para que las personas vinculadas a actividades productivas participen en procesos de innovación.

La evidencia reciente confirma que la economía digital amplía oportunidades, pero sus beneficios dependen de las capacidades disponibles. Adel (2024) encontró que las habilidades digitales y el acceso tecnológico incrementan las oportunidades de inclusión financiera en economías en desarrollo. Asimismo, Moravec et al. (2024) demostraron que la capacidad para utilizar herramientas digitales influye en la adopción y uso de tecnologías emergentes como ChatGPT. De igual manera, Raunaq et al. (2025) identificaron que la falta de conocimientos tecnológicos y de formación constituye una barrera relevante para el uso efectivo de la tecnología en países en desarrollo. En consecuencia, la economía digital aporta evidencia clara de que la adopción de innovación está estrechamente ligada al desarrollo de habilidades, aprendizaje y capacidades para usar la tecnología con fines productivos.

En el caso ecuatoriano, este enfoque resulta importante porque la insuficiencia de talento digital limita el aprovechamiento pleno de la transformación digital. El Banco Mundial sostiene que Ecuador requiere fortalecer las habilidades digitales para acelerar su proceso de transformación tecnológica y mejorar sus oportunidades de desarrollo. Asimismo, la CEPAL señala que la digitalización genera mejores resultados cuando se articula con capacidades humanas, políticas públicas e inclusión. Por tanto, la economía digital permite comprender que la adopción de innovación no depende solo del acceso a tecnología, sino también de las desigualdades en aprendizaje, formación y uso productivo de herramientas digitales.

Aprendizaje productivo como determinante de la innovación

La relación entre la capacidad de aprendizaje productivo y la adopción de innovación puede explicarse, en primer término, a partir de la idea de que el aprendizaje fortalece la disposición y la capacidad para incorporar nuevas prácticas, herramientas o tecnologías. Cuando una persona desarrolla habilidades para adquirir, interpretar y aplicar conocimiento útil, aumenta su posibilidad de comprender tecnologías nuevas, valorar sus beneficios y utilizarlas de manera efectiva en actividades económicas, productivas o sociales. Esta lógica se desprende tanto de la teoría del capital humano como de la capacidad de absorción, debido a que ambas perspectivas reconocen que el conocimiento previo y las habilidades adquiridas amplían la base cognitiva necesaria para innovar o adoptar innovación.

La evidencia reciente respalda esta relación. Shatila et al. (2025) encontraron que la alfabetización digital, la accesibilidad tecnológica y el capital humano potencian la innovación. Asimismo, Hanif et al. (2025) destacaron que las capacidades digitales actúan como un mecanismo mediador entre la innovación tecnológica y la resiliencia. De manera similar, Cheng et al. (2025) muestran que la digitalización y el intercambio de conocimiento favorecen la innovación vinculada al conocimiento digital. Estos resultados permiten sostener que el aprendizaje productivo no actúa solo como un antecedente general, sino como un mecanismo concreto mediante el cual las personas que participan en empresas, negocios o emprendimientos pueden apropiarse de nuevas tecnologías e incorporarlas en sus procesos económicos, organizacionales y sociales.

Esta relación teórica resulta central para la presente investigación, porque permite formular la hipótesis de que una mayor capacidad de aprendizaje productivo favorece una mayor adopción de innovación. No obstante, dicha relación no debe entenderse como mecánica ni automática, ya que depende de las capacidades previas, del acceso a recursos, del entorno institucional y de la utilidad percibida de la tecnología. Aun así, existe una conexión conceptualmente sólida: aprender mejor amplía la probabilidad de adoptar innovaciones, debido a que reduce barreras cognitivas, mejora la evaluación de alternativas y fortalece el uso significativo de herramientas tecnológicas en contextos productivos.

2.1.2.4 Bloque D. Relación entre aprendizaje productivo e innovación

Barreras estructurales, brecha digital e instituciones

La teoría permite explicar que la adopción de innovación no depende únicamente de las capacidades individuales, sino también de las reglas, incentivos y condiciones que ofrece el entorno. North (1990) sostuvo que las instituciones estructuran la interacción económica, debido a que establecen límites formales e informales para la acción de los agentes. Desde esta perspectiva, la educación, la conectividad, la regulación, el acceso a oportunidades y la calidad de las políticas públicas influyen en la forma en que las personas desarrollan habilidades y aprovechan la tecnología. Por ello, la capacidad de aprendizaje productivo no puede analizarse de manera aislada, ya que su efecto sobre la adopción de innovación depende también del contexto institucional en el que se desarrolla.

Este enfoque se complementa con la teoría de la brecha digital, la cual sostiene que la desigualdad tecnológica no se reduce al acceso a internet o a dispositivos, sino que también incluye diferencias en habilidades, usos y resultados. Lythreath et al. (2022) señalan que la brecha digital comprende varias dimensiones, entre ellas el acceso, las competencias digitales y los beneficios derivados del uso tecnológico. Asimismo, Reeves-Huapaya et al. (2025) destacan que la inclusión y la alfabetización digital continúan como desafíos centrales para América Latina. En consecuencia, una persona puede contar con conectividad, pero no necesariamente poseer las capacidades necesarias para transformar ese acceso en aprendizaje, productividad o innovación.

Resulta pertinente porque el aumento del acceso a internet no garantiza una adopción homogénea de la innovación. Aunque la tecnología puede abrir oportunidades para la educación, el trabajo y la productividad, su aprovechamiento depende de las habilidades digitales, del acceso territorial, de la calidad educativa y del apoyo institucional disponible (MINTEL, 2024). Por tanto, la relación entre aprendizaje productivo y adopción de innovación debe comprenderse desde un enfoque institucional y estructural, debido a que las oportunidades reales de quienes participan en actividades empresariales, comerciales o productivas están condicionadas por las capacidades individuales y por el entorno que facilita o limita su desarrollo (North, 1990; CEPAL, 2024).

Implicaciones económicas y de política pública

La teoría de las fallas de mercado permite explicar por qué la adopción de innovación no depende únicamente de la decisión individual, sino también de las condiciones

económicas e institucionales que rodean el proceso innovador. Nelson (1959) y Arrow (1962) señalaron que el conocimiento posee características de bien público, debido a que puede generar beneficios que no siempre son apropiados por quien invierte en su creación o aplicación. En consecuencia, las personas y las empresas pueden invertir menos en innovación, formación o tecnología si perciben altos costos, incertidumbre o pocos incentivos. Desde esta perspectiva, el aprendizaje productivo requiere condiciones que reduzcan barreras y faciliten el uso del conocimiento en actividades económicas.

Esta teoría se complementa con el enfoque de política pública de innovación, el cual sostiene que el Estado puede intervenir para corregir fallas vinculadas con información imperfecta, falta de financiamiento, baja formación de capacidades y débil articulación entre actores productivos. Edler y Fagerberg (2017) explican que las políticas de innovación buscan influir en la creación, difusión y uso del conocimiento dentro de la economía. Asimismo, Borrás y Edquist (2013) plantean que los instrumentos de política pública pueden fortalecer capacidades, estimular la demanda de innovación y mejorar la coordinación institucional. Por ello, la política pública no solo debe promover acceso tecnológico, sino también formación, asistencia técnica y condiciones que permitan transformar la tecnología en valor productivo.

En relación con la presente investigación, esta teoría permite comprender que la capacidad de aprendizaje productivo y la adopción de innovación están condicionadas por incentivos, recursos, acceso a conocimiento y apoyo institucional. Las personas que gestionan empresas, negocios o emprendimientos pueden tener disposición para innovar, pero su decisión depende también de la disponibilidad de habilidades digitales, financiamiento, acompañamiento técnico y oportunidades reales de aplicación. Por tanto, la teoría de las fallas de mercado y política pública de innovación sostiene que la innovación requiere capacidades individuales, pero también un entorno económico e institucional que

2.2. Hipótesis (opcional) y/o preguntas de investigación

La capacidad de aprendizaje productivo influye positivamente en la adopción de innovación del ciudadano en el Ecuador.

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1 Recolección de la información

3.1.1 Población

Según Jany (1994) nos explica que la población es el conjunto de todas las mediciones u observaciones de los elementos del universo. En función de ello, La población de la presente investigación estuvo conformada por los registros clasificados como “Ciudadano” en la base de datos de la Encuesta Nacional de Habilidades Digitales del MINTEL. No obstante, debido a que el formulario incorporó preguntas vinculadas con tamaño de empresa, RUC, RISE/RUEPS, personal, procesos internos, selección tecnológica y participación en experiencias innovadoras, la unidad de análisis se interpretó como ciudadanos empresariales, entendidos como personas relacionadas con una empresa, negocio, emprendimiento o actividad productiva. Esta delimitación permitió analizar la adopción de innovación y la capacidad de aprendizaje productivo desde un enfoque aplicado al uso de habilidades digitales en contextos empresariales, comerciales o productivos.

3.1.2 Fuentes secundarias

Arias (2012) señala que las fuentes secundarias están constituidas por materiales elaborados a partir de otras fuentes, tales como libros, artículos científicos, informes, tesis, documentos institucionales y bases teóricas que permiten contextualizar y sustentar el estudio. Estas fuentes destacan los informes y lineamientos emitidos por organismos como el Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información (MINTEL), la CEPAL, la OCDE, el Banco Mundial, la UNESCO y otros estudios académicos revisados en el marco teórico, los cuales permiten comprender la problemática desde una perspectiva internacional, regional y nacional.

3.1.3 Técnicas

Revisión Documental

Es una técnica de investigación que se basa en recopilar información útil, confiable y pertinente para sustentar teórica, metodológica o empíricamente el estudio. Esto permite conocer antecedentes, enfoques, conceptos, teorías, datos y resultados previos que aportan a la comprensión del problema investigado. Para su aplicación, es necesario identificar las fuentes documentales adecuadas, revisar su contenido, valorar su calidad y organizar la información de acuerdo con los objetivos del estudio. Por ello, la revisión documental no consiste solo en leer documentos, sino en interpretar y seleccionar información relevante que contribuya al desarrollo de la investigación (Arias Gonzáles, 2021).

3.1.4 Instrumentos

Ficha de recolección de datos estadísticos.

De acuerdo con Arias (2012), los instrumentos de investigación son los medios que utiliza el investigador para recolectar y registrar la información pertinente al estudio. Bajo esta consideración, en la presente investigación se empleó como instrumento la ficha de recolección de datos estadísticos, diseñada para extraer, organizar y sistematizar la información contenida en la base de datos del MINTEL. A través de este instrumento se registraron los datos relacionados con las variables capacidad de aprendizaje productivo del ciudadano y adopción de innovación, lo que permitió disponer de una base ordenada y coherente para el análisis estadístico posterior.

3.2 Tratamiento de la información

Este apartado describe el proceso seguido para construir el análisis descriptivo y el análisis estructural mediante el método MICMAC. Para ello, la explicación se organiza de manera secuencial, desde la depuración inicial de la base de datos del MINTEL hasta la interpretación de las variables en los mapas de influencia y dependencia. Asimismo, se busca mostrar con claridad cómo los datos categóricos iniciales se transformaron en una estructura relacional capaz de identificar las variables clave dentro del sistema de participación en innovación y capacidad de aprendizaje productivo.

3.2.1 Procedimiento descriptivo y estructural aplicado al análisis MICMAC

El procedimiento se apoyó en dos momentos principales, el primero correspondió al análisis descriptivo de frecuencias y porcentajes, procesado en SPSS, el segundo correspondió al análisis estructural MICMAC, en el cual se transformaron los porcentajes afirmativos en una matriz de relaciones ponderadas. Esta secuencia permitió mantener coherencia entre la información observada en la base de datos y la interpretación posterior de influencia, dependencia, motricidad y posición estratégica de las variables.

Las fórmulas utilizadas en este documento correspondieron a procedimientos estadísticos y matriciales reconocidos. El cálculo porcentual pertenece a la estadística descriptiva básica. La suma por filas y columnas se empleó para obtener influencia y dependencia en matrices de análisis estructural. La identificación de influencias indirectas se sustentó en la multiplicación matricial aplicada por el método MICMAC, el cual analiza la matriz estructural mediante potencias sucesivas para revelar relaciones indirectas dentro del sistema (Godet, 1994; Godet & Durance, 2011; Villegas-Vilchis et al., 2020).

Organización inicial de la base de datos

El proceso inició con la organización de la base del MINTEL, fase en la cual se verificó la disponibilidad de los campos requeridos, la claridad de la codificación y la correspondencia entre los registros válidos; de esta manera, el conjunto de datos quedó conformado por 428 observaciones, consideradas como insumo principal para el tratamiento posterior de la información.

Previo al análisis de las variables asociadas con innovación y aprendizaje productivo, se estructuró la información de contexto mediante la identificación del tamaño de empresa, posesión de RISE o RUEPS, posesión de RUC, provincia y género, con el fin de reconocer las características generales de las unidades estudiadas y situar el perfil de las personas vinculadas a actividades empresariales, comerciales o productivas.

Estas variables contextuales se clasificaron como categorías, debido a que representaban atributos específicos dentro del conjunto de datos; posteriormente, se contabilizaron los casos correspondientes a cada opción de respuesta y se estimó su participación porcentual, lo cual permitió describir la composición inicial de la muestra y preparar la información para el estudio de las variables centrales.

Desarrollo de las frecuencias y porcentajes en SPSS

El cálculo de frecuencias se realizó en el programa SPSS, ya que este software facilitó el procesamiento ordenado de las variables categóricas y permitió obtener las frecuencias absolutas junto con sus respectivos porcentajes. En cada una de las variables se identificó el número de sujetos que seleccionó cada opción de respuesta, lo que resultó esencial para conocer la distribución real de los datos. En el caso de las variables dicotómicas, tales como la participación en innovación, las respuestas se estructuraron en dos categorías: «Sí» y «No», con el propósito de distinguir entre la presencia o ausencia de la característica en cuestión.

La frecuencia absoluta es el número de casos registrados en una categoría, por lo tanto, si una variable tuvo 107 respuestas afirmativas, esa cantidad fue su frecuencia absoluta para la categoría “Sí”. Luego, el porcentaje permitió expresar esa frecuencia en relación con el total de observaciones.

La fórmula utilizada fue la siguiente:

$$\%_i = \left(\frac{n_i}{N} \right) \times 100$$

En esta expresión:

(%_i) = Porcentaje correspondiente a la categoría (i).

(n_i) = Número de observaciones o casos registrados en la categoría (i).

(N) = Total de observaciones.

(100) = Constante que permite expresar el resultado en porcentaje.

Este resultado indica que el 25,0 % registró participación en innovación, mientras que el porcentaje restante correspondió a quienes no reportaron dicha participación.

$$\begin{aligned}\%_i &= \left(\frac{107}{428}\right) \times 100 \\ &= 25.0\%\end{aligned}$$

Este mismo procedimiento se aplicó a las doce variables principales del estudio: participación en innovación, innovación tecnológica, diseño centrado en el cliente, gestión de mejora continua, identificación de problemas tecnológicos, selección de tecnología, seguridad de gestiones online, detección de spam, políticas de privacidad, fundamentos de programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico.

El resultado de esta fase permitió identificar la presencia o ausencia de cada capacidad en la población. La respuesta “Sí” indicó que la capacidad existió en el participante o unidad observada. La respuesta “No” señaló ausencia de dicha práctica o conocimiento. Con esta información se obtuvo una primera lectura sobre el nivel de desarrollo de las capacidades digitales y productivas en la población estudiada.

Selección de los porcentajes afirmativos

Después de obtener las frecuencias y porcentajes en SPSS, se seleccionaron los porcentajes afirmativos de cada variable. Esta decisión respondió a que la respuesta “Sí” representó la presencia efectiva de la característica analizada. Para el análisis MICMAC era necesario trabajar con el grado de existencia de cada variable dentro del sistema, no con su ausencia. Por esta razón, las respuestas negativas no fueron usadas como base principal para la ponderación, el valor «No» ayudó a entender el diagnóstico descriptivo, pero no mostró directamente el nivel de capacidad. El porcentaje afirmativo midió cuánta gente tenía la práctica, habilidad o conocimiento

Los porcentajes positivos sirvieron para hacer la matriz porcentual, así, cada variable quedó representada por un valor de presencia dentro de la base de datos. Esto permite el análisis descriptivo con el análisis estructural, porque convirtió las frecuencias simples en una base cuantitativa para evaluar relaciones entre variables.

Desarrollo del análisis MICMAC

Se procedió a definir las variables que formarían parte del análisis estructural. En total se trabajó con 12 variables, relacionadas con conocimientos digitales, resolución de problemas tecnológicos, seguridad digital y aprendizaje tecnológico.

Tabla 1

Descripción de las variables y sus códigos

Código	Palabras claves
PAR_INN	Participación innovación
INN_TEC	Innovación tecnológica
DIS_CLI	Diseño centrado del cliente
GES_MCO	Gestión de mejora continua
IDE_PTE	Identificar problemas tecnológicos
SEL_TEC	Selección de tecnología
SEG_ONL	Seguridad de gestiones online
DET_SPM	Detección de spam
POL_PRI	Políticas de privacidad
FUN_PRO	Fundamentos de programación
APR_VIR	Aprendizaje virtual
REC_ELE	Reciclaje electrónico

Nota. Formulario de encuesta de habilidades digitales MINTEL 2023

Esta etapa ayudó a entender mejor el significado de cada variable en el sistema analizado, el diseño centrado en el cliente se relacionó con enfoques orientados a las necesidades del usuario; y la gestión de mejora continua. Además, se habló de la importancia de reconocer problemas tecnológicos y actuar con más seguridad en el mundo digital.

Después se construyó la Matriz de Influencias Directas (MDI) esta matriz permitió valorar el nivel de influencia directa que una variable ejerce sobre otra. Para ello, se usó una escala del 0 al 3, donde 0 significa que no hay influencia, 1 hay una influencia débil, 2 hay una influencia moderada y 3 hay una influencia fuerte. Por eso podemos decir que la matriz mostró relaciones débiles, moderadas y fuertes, lo que ayudó a entender mejor la intensidad de las variables del sistema.

La matriz tiene 12 variables y 132 relaciones evaluadas. De esos, 12 no mostraron influencia, 49 fueron débiles, 45 moderados y 38 fuertes. Esta distribución llenó el 91,66 % de los espacios, lo que muestra una buena conexión entre las variables del sistema. Este resultado muestra que la mayoría de las dimensiones analizadas están relacionadas con las demás. Esto hace que el análisis MICMAC sea útil para entender cómo se aprende y se adopta la innovación.

También se revisó la estabilidad de la matriz. El resultado mostró una estabilidad del 100 % en influencia y 100 % en dependencia desde la primera y segunda iteración. Esto significa que el sistema alcanzó una clasificación estable rápidamente, por lo que los resultados obtenidos pueden considerarse consistentes para la interpretación descriptiva.

Construcción de la matriz porcentual

La matriz porcentual resumió el porcentaje afirmativo de cada variable, su función no fue todavía medir causalidad, sino ordenar los valores de presencia para preparar la clasificación posterior. Cada porcentaje reflejó cuántos participantes manifestaron contar con una capacidad específica dentro de la población.

El criterio central fue mantener el mismo universo de observaciones para todas las variables. Por ello, cada porcentaje se calculó sobre 428 observaciones. Esta decisión garantizó comparabilidad entre las variables, ya que todas fueron medidas sobre la misma base.

En términos metodológicos, esta matriz funcionó como un puente entre el análisis descriptivo y el MICMAC. El análisis descriptivo permitió conocer cuánto apareció cada variable. El MICMAC necesitó transformar esa presencia en valores relacionales para identificar niveles de influencia y dependencia.

Elaboración de la matriz de clasificación

Con los porcentajes afirmativos se elaboró una matriz de clasificación entre variables. En esta matriz, las filas representaron variables que pudieron ejercer influencia y las

columnas representaron variables que pudieron recibirla, la finalidad fue construir una estructura relacional entre todas las dimensiones del sistema.

La diagonal principal recibió el valor de cero porque una variable no fue comparada consigo misma. Esta regla es habitual en matrices de relación, ya que la influencia de una variable sobre ella misma no aporta información para identificar la dinámica del sistema.

La expresión general fue:

$$X_{ij}=X_{ji}$$

(X_{ij})= Valor de la relación entre la variable (i) y la variable (j).

(X_{ji})= Valor de la relación entre la variable (j) y la variable (i).

(i) = Variable ubicada en la fila de la matriz.

(j) = Variable ubicada en la columna de la matriz.

Así mismo se estableció que:

$$X_{\mu} = 0$$

(X_{μ}) = Valor de la relación de la variable (i) consigo misma.

(0) = Ausencia de autor relación dentro de la matriz estructural.

En esta notación, x_{ij} representó el valor ubicado en la diagonal principal de la matriz. El subíndice i indicó que se trató de la misma variable tanto en fila como en columna. Por tanto, el valor fue cero para evitar una autoevaluación artificial.

El resto de las celdas mostraron porcentajes entre variables. Estos valores sirvieron para identificar distintos niveles de intensidad. En el estudio, los porcentajes se concentraron entre el 30 % y el 53 %, por lo que fue necesario establecer una clasificación posterior que diferenciara relaciones débiles, moderadas y fuertes.

Definición de los parámetros de clasificación

La matriz porcentual necesitó transformarse en una escala ordinal para poder ser procesada en MICMAC. El método MICMAC trabaja con una matriz de influencias donde cada relación recibe un valor según su intensidad. La escala clásica del análisis estructural se expresa en valores 0, 1, 2 y 3, donde 0 significa ausencia de influencia, 1 influencia débil, 2 influencia moderada y 3 influencia fuerte. En algunos estudios también se incorpora una categoría potencial, pero en esta investigación se trabajó con la escala de 0 a 3, porque así lo sugiere la metodología del MICMAC que utiliza una escala cualitativa estándar de 4 niveles para evaluar el grado de influencia y dependencia entre variables.

Los rangos se definieron según la distribución en la matriz porcentual. La mayoría de los valores estuvieron entre el 30 % y el 53 %. Se hizo una escala para separar bien los distintos niveles de relación. El valor 0 % corresponde a 0 %. El valor 1 va del 1 % al 35 %. El valor 2 se asignó a porcentajes del 36 % al 41 %. El valor 3 va del 42 % al 100 %.

La regla de transformación se expresó de la siguiente manera:

$$p_{ij} = 0, \text{ si } x_{ij} = 0 \%$$

$$p_{ij} = 1, \text{ si } 1 \% \leq x_{ij} \leq 35 \%$$

$$p_{ij} = 2, \text{ si } 36 \% \leq x_{ij} \leq 41 \%$$

$$p_{ij} = 3, \text{ si } 42 \% \leq x_{ij} \leq 100 \%$$

En estas expresiones:

(p_{ij}) = valor ponderado asignado a la relación entre la variable (i) y la variable (j) dentro de la matriz estructural.

(x_{ij}) = porcentaje observado de relación o coincidencia entre la variable (i) y la variable (j).

(i) = variable ubicada en la fila de la matriz.

(j) = variable ubicada en la columna de la matriz.

(0%) = ausencia de porcentaje afirmativo observado.

(0) = valor asignado cuando no existe relación entre las variables analizadas.

Esta conversión permitió que los porcentajes se convirtieran en pesos interpretables para el análisis estructural.

7. Construcción de la matriz ponderada MICMAC

Después de aplicar los parámetros de clasificación, se construyó la matriz ponderada MICMAC. Esta matriz estuvo formada por valores de 0 a 3 y representó el grado de influencia entre cada par de variables. Su estructura correspondió a una matriz cuadrada, porque el mismo conjunto de variables apareció en filas y columnas.

Formalmente, la matriz se representó como:

$$M = [p_{ij}], \text{ con } i = 1, 2, \dots, n \text{ y } j = 1, 2, \dots, n$$

En esta fórmula:

(M) = Matriz de influencias directas utilizada en el análisis estructural MICMAC.

(p_{ij}) = Valor ponderado de influencia de la variable (i) sobre la variable (j).

(i) = Variable ubicada en la fila de la matriz, es decir, la variable que ejerce influencia.

(j) = Variable ubicada en la columna de la matriz, es decir, la variable que recibe influencia.

(n) = Número total de variables analizadas; en este estudio, (n = 12).

La matriz ponderada constituyó el insumo principal para el procesamiento en MICMAC, a partir de ella fue posible calcular la influencia que cada variable ejerció sobre el sistema y la dependencia que cada variable tuvo respecto de las demás. Los

valores más altos dentro de la matriz señalaron relaciones más intensas, mientras que los valores bajos reflejaron vínculos de menor peso.

Cálculo de la influencia directa

La influencia directa de cada variable se obtuvo mediante la suma de los valores ubicados en su fila, esta suma permitió conocer cuánto incidió una variable sobre las demás, por lo tanto, una variable con una suma alta por fila se interpretó como más importante, porque pudo cambiar el comportamiento del sistema.

La fórmula utilizada:

$$\text{Influencia } I_i = \sum_{j=1}^n M_{ij}$$

En esta expresión:

(I_i) = Influencia directa total de la variable (i).

(M_{ij}) = Valor ponderado de la relación entre la variable (i), ubicada en la fila, y la variable (j), ubicada en la columna.

(i) = Variable que ejerce influencia dentro de la matriz.

(j) = Variable ubicada en la columna de la matriz, es decir, la variable que recibe influencia.

(n) = Número total de variables analizadas; en este estudio, (n = 12).

El cálculo permitió identificar las variables con mayor capacidad de movimiento. En el análisis, las variables vinculadas con seguridad digital concentraron relaciones fuertes y, por tanto, mostraron un papel relevante dentro de la estructura general.

Cálculo de la dependencia directa

La dependencia directa se obtuvo mediante la suma de los valores ubicados en cada columna. Esta medida permitió identificar cuánto recibió una variable de las demás. Una variable con alta suma por columna fue interpretada como más dependiente, porque su comportamiento estuvo más condicionado por el resto del sistema.

La fórmula utilizada:

$$\text{Dependencia } D_j = \sum_{i=1}^n M_{ij}$$

En esta expresión.

(D_j) = Dependencia directa total de la variable (j).

(M_{ij}) = Valor ponderado de influencia de la variable (i) sobre la variable (j).

(i) = Variable ubicada en la fila de la matriz, es decir, la variable que ejerce influencia.

(j) = Variable ubicada en la columna de la matriz, es decir, la variable que recibe influencia.

(n) = Número total de variables analizadas; en este estudio, (n = 12).

La influencia y dependencia permitió ubicar cada variable en un plano cartesiano, por tal, esta ubicación fue clave para identificar si una variable actuó como elemento motor, factor sensible, variable dependiente o variable de baja conexión dentro del sistema.

Procesamiento en MICMAC

Una vez construida la matriz ponderada, esta fue ingresada al programa MICMAC. El software procesó la matriz para generar gráficos de influencia directa, influencia indirecta y mapas de influencia-dependencia. Esta etapa permitió pasar de una matriz numérica a una representación visual de la estructura del sistema.

MICMAC, cuyo nombre proviene de Matriz de Impactos Cruzados Multiplicación Aplicada a una Clasificación, se utiliza para identificar variables clave dentro de un sistema complejo. Su lógica consiste en describir el sistema mediante una matriz que relaciona sus elementos y luego clasificar las variables según su influencia y dependencia. Este enfoque ha sido ampliamente utilizado en análisis prospectivo y estructural (Godet, 1994; Villegas-Vilchis et al., 2020).

El procesamiento permitió observar las relaciones más fuertes entre variables, en los gráficos de influencia directa, las líneas más intensas señalaron conexiones de mayor peso. En el caso estudiado, las relaciones más importantes se concentraron alrededor de políticas de privacidad, detección de spam, seguridad de gestiones online y selección de tecnología.

Cálculo de influencias indirectas

El análisis de influencias indirectas permitió identificar efectos que no aparecieron únicamente en la relación directa entre dos variables. Una variable pudo incidir en otra a través de una tercera variable o mediante una cadena de relaciones. Esta es una de las principales contribuciones del MICMAC, ya que permite ir más allá de la lectura inmediata de la matriz inicial.

El fundamento matemático de esta etapa se basa en la multiplicación matricial. Si M representa la matriz de influencias directas, entonces M^2 representa relaciones de longitud dos, es decir, efectos que pasan por una variable intermedia. De forma similar, M^3 representa relaciones de longitud tres, y así sucesivamente.

La fórmula general puede expresarse como:

$$M^k = M * M * ... * M$$

Entonces:

(M^k) = Matriz de influencias indirectas obtenida al elevar la matriz de influencias directas a la potencia (k) .

(M) = Matriz de influencias directas.

(k) = Número de veces que la matriz (M) se multiplica por sí misma.

Para un elemento específico, el producto matricial de segundo orden se expresó como:

$$(M^2)_{ij} = \sum p_{ih} * p_{hj},$$

$$h = 1, 2, \dots, n$$

Donde:

$((M^2)_{ij})$ = Influencia indirecta de segundo orden de la variable (i) sobre la variable (j).

(p_{ih}) = Valor ponderado de influencia de la variable (i) sobre la variable intermedia (h).

(p_{hj}) = Valor ponderado de influencia de la variable intermedia (h) sobre la variable (j).

(h) = Variable intermedia por medio de la cual se transmite la influencia indirecta.

(i) = Variable de origen que ejerce la influencia.

(j) = Variable de destino que recibe la influencia.

(n) = Número total de variables analizadas; en este estudio, (n = 12).

El método MICMAC analiza estas potencias de la matriz hasta que la clasificación de variables alcanza estabilidad. De esta forma, el análisis indirecto permite reconocer variables que quizá no aparecen como dominantes en la matriz directa, pero que adquieren importancia por sus conexiones acumuladas dentro del sistema (Godet, 1994; Godet & Durance, 2011).

Interpretación de la matriz de influencia indirecta

Los resultados de la matriz de influencia indirecta mostraron la importancia de las variables de seguridad digital, por lo tanto, detección de spam y políticas de privacidad alcanzaron los mayores valores tanto en influencia como en dependencia indirecta. Esto hizo que ambas variables fueran importantes en el sistema, no solo por sus conexiones directas, sino también por los efectos que se acumularon a través de otras relaciones.

La seguridad de las gestiones online también es importante, ya que, su posición mostró que usar bien las plataformas digitales se relaciona con varias habilidades necesarias para adoptar la innovación. Esto ayudó a entender mejor el sistema, ya que mostró que la seguridad digital está conectada con el aprendizaje virtual, la selección tecnológica y la identificación de problemas. La selección de tecnología también tuvo un comportamiento importante. Su nivel de influencia y dependencia indirecta mostró que esta variable participó activamente en la dinámica del sistema. Esto resultó coherente con el tema de investigación, porque la capacidad para elegir herramientas adecuadas puede facilitar el uso productivo de la tecnología y la participación en procesos innovadores.

Construcción del mapa de influencia y dependencia

El mapa de influencia y dependencia se elaboró con los valores obtenidos para cada variable, cada una se ubicó en un plano cartesiano mediante un par ordenado. El eje horizontal representó la dependencia y el eje vertical representó la influencia o motricidad.

La ubicación de cada variable se expresó así:

$$V_i = (D_i, I_i)$$

Donde:

(V_i) = posición de la variable (i) en el plano de influencia y dependencia.

(D_i) = nivel de dependencia directa de la variable (i).

(I_i) = nivel de influencia directa de la variable (i).

(i) = variable analizada dentro del sistema.

El plano se dividió en cuatro zonas de análisis: poder, conflicto, independencia y salida, por lo tanto, la primera incluyó variables con alta influencia y baja dependencia, segundo agrupó variables con alta influencia y dependencia, tercero reunió variables con baja influencia y dependencia y la cuarta integró variables con baja influencia y alta dependencia.

Esta clasificación permitió interpretar la dinámica del sistema. Las de poder pudieron actuar como palancas de cambio, las de conflicto fueron sensibles, porque influyeron y dependieron a la vez, las independientes tuvieron menor conexión estructural, la de salida reflejaron resultados condicionados por otras dimensiones más motrices.

Lectura de los cuadrantes del sistema

La interpretación de los cuadrantes permitió comprender mejor el comportamiento del sistema, en la zona de conflicto se ubicaron variables como detección de spam y políticas de privacidad, estas variables tuvieron alta influencia y dependencia, por lo que se consideraron sensibles, cualquier cambio en ellas pudo repercutir en otras dimensiones, pero su comportamiento también dependió de capacidades como seguridad online, selección tecnológica y aprendizaje digital.

Las variables ubicadas en zonas intermedias, como identificación de problemas tecnológicos, selección de tecnología, participación en innovación, diseño centrado en el cliente y aprendizaje virtual, mantuvieron conexión con la dinámica central del sistema. Su posición mostró que la adopción de innovación estuvo asociada con capacidades prácticas para reconocer problemas, elegir tecnologías adecuadas y aprender a través de medios digitales.

En la zona de independencia se ubicaron variables con menor peso estructural, como innovación tecnológica, fundamentos de programación, reciclaje electrónico y gestión de mejora continua. Esto no significó que carecieran de importancia. Más bien, indicó que su capacidad para mover el sistema fue menor en comparación con las variables de seguridad digital.

Secuencia completa del proceso aplicado

El desarrollo metodológico permitió transformar datos descriptivos en un análisis estructural, las frecuencias obtenidas en SPSS ofrecieron una primera lectura de la base de datos. Los porcentajes afirmativos permitieron identificar la presencia de cada capacidad y la matriz de clasificación organizó las relaciones iniciales, ya que, los parámetros de ponderación facilitaron la conversión de porcentajes a niveles de influencia y el MICMAC permitió clasificar las variables según su papel dentro del sistema.

Esta ruta aseguró coherencia entre el dato original y la interpretación final, cada paso cumplió una función específica y evitó saltos metodológicos. Así, los resultados del análisis MICMAC no aparecieron como una lectura aislada, sino como el producto de un proceso ordenado que inició con la base de datos y terminó con la identificación de variables estratégicas para comprender la adopción de innovación.

Procedimiento para el modelo econométrico

El análisis econométrico se desarrolló después de la caracterización descriptiva y del procesamiento estructural mediante MICMAC. Esta secuencia permitió pasar de una lectura general de la población hacia una explicación estadística de la participación en innovación. La variable dependiente tomó dos valores: uno cuando el ciudadano participó en innovación y cero cuando no lo hizo.

En el programa R-Studio se hizo esto:

- Carga de paquetes.
- Importación de la base.
- Revisión de variables.
- Depuración de casos.
- Estimación inicial con todas las variables.
- Selección del modelo final.
- Cálculo de odds ratios para el Logit.
- Estimación del Probit.
- Pruebas de diagnóstico.

- Corrección con errores estándar robustos.
- Comparación de modelos.
- Evaluación predictiva mediante matriz de clasificación y curva ROC.

Cada paso respondió a una necesidad metodológica concreta y mantuvo la coherencia con la naturaleza binaria de la variable de resultado.

Preparación de la base y definición del problema econométrico

El proceso inició con la instalación y carga de las librerías necesarias en R. Se incorporaron paquetes para lectura de archivos Excel, estimación de modelos, pruebas de diagnóstico, análisis de correlación, evaluación de clasificación y construcción de gráficos. La base se cargó desde un archivo Excel mediante el paquete `openxlsx`, lo cual permitió trabajar con la información original del MINTEL en formato tabular.

Luego se revisaron los nombres de las variables disponibles en la base. Esta verificación fue necesaria para evitar errores de escritura en el modelo y para confirmar que las variables incluidas coincidieran con las dimensiones definidas en la investigación. La variable dependiente fue participación innovación, mientras que las variables explicativas correspondieron a capacidades digitales y de aprendizaje productivo.

La variable dependiente se definió como una variable binaria. En términos formales, para cada observación i se tuvo:

$y_i = 1$ si el ciudadano participó en innovación

$y_i = 0$ si no participó.

Esta codificación permitió modelar la probabilidad de ocurrencia del evento. En lugar de explicar un valor continuo, el interés se concentró en estimar la probabilidad de que la participación en innovación tomara el valor de uno, condicionado por las capacidades explicativas del individuo o unidad analizada.

$$P(y_i = 1 | X_i) = p_i$$

Donde:

(P)= Probabilidad estimada

(y_i) = variable dependiente binaria de la observación (i), donde ($y_i = 1$) indica participación en innovación y ($y_i = 0$) indica ausencia de participación.

(X_i) = conjunto de variables explicativas consideradas en el modelo para la observación (i).

(p_i) = probabilidad estimada de participación en innovación para la observación (i).

(i) = observación individual dentro de la población.

Esta formulación correspondió a los modelos de elección discreta o respuesta cualitativa, ampliamente desarrollados en econometría aplicada.

Depuración, resumen inicial y selección de variables

Después de cargar la base, se revisó la existencia de casos completos para la variable dependiente. En el script se creó un subconjunto con observaciones completas mediante complete cases, este paso permitió controlar posibles valores faltantes en la variable central del análisis. Aunque el modelo final se ejecutó sobre la base preparada para las variables seleccionadas, esta verificación funcionó como un control previo de consistencia.

El resumen de la variable dependiente mostró una media cercana a 0,25. Dado que la variable tomó valores 0 y 1, la media se interpretó como la proporción de casos positivos. Por tanto, el resultado indicó que alrededor de una cuarta parte de la población participó en innovación. Esta información fue importante porque anticipó la distribución del evento y sirvió como referencia para interpretar el promedio de probabilidades predichas por los modelos Logit y Probit.

En una primera etapa se estimaron modelos con todas las variables disponibles, la estimación inicial permitió revisar qué dimensiones tuvieron una contribución estadística más clara. Luego se construyó una base reducida, denominada dataV, con

la variable dependiente y cinco variables explicativas: gestión de mejora continua, selección de tecnología, fundamentos de programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico, estas variables conformaron la especificación final del modelo econométrico.

Correlación previa y justificación del uso de Spearman

Antes de estimar los modelos finales, se calculó una matriz de correlación de Spearman, decisión que fue adecuada porque las variables fueron de naturaleza discreta y no presentaron normalidad. Además, muchas respuestas fueron binarias o categóricas, codificadas con números. En ese caso, la correlación de Spearman sirvió para medir la asociación monotónica a partir de rangos, sin necesidad de que las variables fueran normales.

La forma general de Spearman es como la correlación de Pearson, pero para rangos de variables, esta definición fue mejor para datos con empates que la fórmula simplificada basada en diferencias de rangos.

$$\rho_s = \text{Corr}(R(X), R(Y))$$

Donde:

(ρ_s) = coeficiente de correlación de Spearman.

(Corr) = correlación calculada entre dos variables transformadas en rangos.

($R(X)$) = rangos asignados a los valores de la variable (X).

($R(Y)$) = rangos asignados a los valores de la variable (Y).

(X) = primera variable analizada.

(Y) = segunda variable analizada.

En ausencia de empates, también pudo expresarse mediante la forma clásica:

$$p_s = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)}$$

Donde:

(Ps) = coeficiente de correlación de Spearman.

(di) = diferencia entre los rangos de las dos variables para la observación (i).

(di²) = diferencia de rangos elevada al cuadrado.

($\sum d_i^2$) = suma de las diferencias de rangos al cuadrado.

(n) = número total de observaciones.

(6) = constante de la fórmula.

En el procedimiento, la matriz permitió observar asociaciones positivas entre participación en innovación y las capacidades digitales. Esta lectura sirvió como insumo preliminar, pero no sustituyó la estimación econométrica, ya que la correlación no identificó efectos condicionados por el conjunto de variables.

Prueba de normalidad Shapiro-Francia

La prueba Shapiro-Francia se aplicó únicamente como diagnóstico exploratorio de la distribución de las variables seleccionadas, debido a que la mayoría de las variables utilizadas en el estudio fueron binarias o categóricas, no se esperaba que cumplieran el supuesto de normalidad. Por esta razón, el resultado de esta prueba no constituyó un requisito para la estimación de los modelos Logit y Probit, ya que estos modelos fueron adecuados precisamente por la naturaleza dicotómica de la variable dependiente.

La prueba Shapiro-Francia es una modificación de la prueba Shapiro-Wilk, su estadístico se basa en la relación entre los datos ordenados y los cuantiles esperados de una distribución normal. De forma general, el estadístico puede escribirse como:

$$W' = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Donde:

(W') = estadístico de la prueba Shapiro-Francia.

$(x_{(i)})$ = valor ordenado de la población en la posición (i), desde el menor hasta el mayor.

(x_i) = valor observado de la variable en la observación (i).

$(\bar{x})$ = media muestral de los valores observados.

(a_i) = peso asignado al cuantil esperado de una distribución normal.

(n) = número total de observaciones de la población .

(i) = índice que identifica la posición u observación de las observaciones.

Su aplicación permitió justificar de manera complementaria el uso de la correlación de Spearman, debido a que esta técnica no exige normalidad y resulta más apropiada para variables discretas, ordinales o binarias. En consecuencia, la prueba Shapiro-Francia no fue utilizada como supuesto central del modelo econométrico, sino como una revisión exploratoria de la estructura de los datos.

Fundamento de los modelos de respuesta binaria

Se requirió estimar la probabilidad de participación en innovación, la regresión lineal tradicional no fue la alternativa principal porque puede generar probabilidades fuera del intervalo entre cero y uno, además de presentar varianza no constante cuando la variable dependiente es binaria. Por ello se aplicaron modelos de respuesta binaria, los cuales transforman el índice lineal $X_i\beta$ en una probabilidad mediante una función acumulada.

La estructura general de estos modelos fue:

$$P(y_i = 1 | X) = G(X_i \beta) \rightarrow \text{Participa en innovación}$$

$$P(y_i = 0 | X_i) = 1 - G(X_i\beta) \rightarrow \text{No participa en innovación}$$

Donde:

(y_i) = Variable dependiente binaria de la observación (i), donde $(y_i = 1)$ indica participación en innovación y $(y_i = 0)$ indica ausencia de participación.

(X_i) = Vector de variables explicativas correspondiente a la observación (i).

(β) = Vector de parámetros estimados del modelo.

$(X_i\beta)$ = Índice lineal que combina las variables explicativas con sus respectivos parámetros.

$(G(X_i \beta))$ = Función acumulada que transforma el índice lineal en una probabilidad entre 0 y 1.

(i) = Observación individual dentro de la población.

(G) = Correspondió a la función logística acumulada en Logit y distribución normal estándar acumulada en Probit

Esta diferencia permitió comparar dos especificaciones adecuadas para el mismo tipo de variable dependiente.

Modelo Logit

El modelo Logit se estimó mediante la función glm de R, con familia binomial y enlace Logit, este modelo expresó la probabilidad de participación en innovación mediante la función logística.

La expresión matemática es:

$$p_i = \frac{\exp(X_i \beta)}{1 + \exp(X_i \beta)}$$

Donde:

(p_i) = Probabilidad estimada de participación en innovación para la observación (i).

$(\exp(X_i \beta))$ = Función exponencial.

(X_i) = Vector de variables explicativas de la observación (i).

(β) = Vector de parámetros estimados del modelo.

$(X_i \beta)$ = Índice lineal formado por las variables explicativas y sus coeficientes.

(i) = Observación individual dentro de la población.

El modelo se puede escribir con el logaritmo de las razones de posibilidad:

$$\ln\left[\frac{p_i}{(1 - p_i)}\right] = X_i \beta$$

Donde:

$(\ln)$ = logaritmo natural.

(p_i) = probabilidad estimada de que la observación (i) participe en innovación.

$(1-p_i)$ = probabilidad estimada de que la observación (i) no participe en innovación.

(X_i) = vector de variables explicativas correspondiente a la observación (i).

(β) = vector de coeficientes estimados del modelo.

$(X_i \beta)$ = índice lineal formado por las variables explicativas y sus respectivos coeficientes.

(i) = observación individual dentro de la población.

Esta expresión muestra que el modelo Logit calculó el logaritmo de las posibilidades de participar en innovación. El modelo final incluyó gestión de mejora continua, selección de tecnología, programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico. Los

coeficientes positivos indicaron que estas capacidades aumentaron la probabilidad de participación.

El logit también permitió interpretar la magnitud de los efectos mediante Odds ratios. La transformación se realizó mediante la exponenciación del coeficiente:

$$OR_j = \exp(\beta_j)$$

Donde:

(OR_j) = razón de posibilidades u odds ratio de la variable explicativa (j).

$(\exp(\beta_j))$ = función exponencial.

(β_j) = coeficiente estimado de la variable explicativa (j) en el modelo Logit.

(j) = variable explicativa incluida en el modelo.

Un valor mayor que uno indicó un aumento en las posibilidades de participación cuando la variable explicativa estuvo presente, se mantuvo constantes las demás variables. Esta interpretación fue propia del Logit y no debía confundirse con la interpretación principal del Probit. En el script se calcularon los valores exponenciales mediante $\exp(\text{coef})$.

Modelo Probit

El modelo Probit se estimó con la misma estructura de variables, pero con enlace probit. En este caso, la probabilidad de participación se definió mediante la función de distribución acumulada de la normal estándar.

Su forma fue:

$$\Phi(z) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt$$

Donde:

$(\Phi(z))$ = probabilidad acumulada hasta el valor (z) en la distribución normal estándar.

(z) = límite superior de integración.

(t) = variable de integración.

$(\int_{-\infty}^z)$ = integral definida desde menos infinito hasta (z) .

$(\frac{1}{\sqrt{2\pi}})$ = constante de normalización de la distribución normal estándar.

$(\exp(-\frac{t^2}{2}))$ = función exponencial que forma parte de la densidad normal estándar.

(dt) = diferencial de integración respecto de (t) .

Esta especificación permitió estimar la probabilidad de participación a partir de un índice latente. En términos conceptuales, el Probit asumió que existió una variable no observable asociada a la propensión a participar en innovación. El evento observado tomó el valor de uno cuando esa propensión superó cierto umbral.

$$y_i^* = X_i\beta + \varepsilon_i,$$

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

Donde:

(y_i^*) = variable latente no observada, asociada con la propensión de la observación (i) a participar en innovación.

(y_i) = variable dependiente binaria observada, donde $(y_i = 1)$ indica participación en innovación y $(y_i = 0)$ indica ausencia de participación.

(X_i) = vector de variables explicativas correspondiente a la observación (i) .

(β) = vector de parámetros estimados del modelo.

$(\varepsilon_i,)$ = término de error de la observación (i), el cual recoge factores no observados por el modelo.

(i) = observación individual dentro de la población.

En el Probit, el error ε_i siguió una distribución normal estándar, por esta razón, sus coeficientes no se interpretaron como odds ratios. Su lectura principal se concentró en el signo, la significancia estadística y, cuando correspondió, en los efectos marginales o probabilidades estimadas.

Estimación por máxima verosimilitud

Tanto el Logit como el Probit se estimaron por máxima verosimilitud. Este método buscó los valores de β que hicieron más probable observar los resultados registrados. Para cada observación, la contribución a la verosimilitud dependió de si el resultado observado fue uno o cero.

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^N [p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i}]$$

Donde:

$(L(\beta))$ = Función de verosimilitud del modelo.

(β) = Vector de parámetros que se estiman en el modelo.

$(\prod_{i=1}^N)$ = Productora desde la observación (i=1) hasta la observación (N).

(i) = Observación individual dentro de la población.

(N) = Número total de observaciones de la población.

(p_i) = Probabilidad estimada de que la observación (i) participe en innovación.

$(1-p_i)$ = Probabilidad estimada de que la observación (i) no participe en innovación.

(y_i) = Variable dependiente binaria de la observación (i), donde $(y_i=1)$ indica participación en innovación y $(y_i=0)$ indica ausencia de participación.

$(p_i^{y_i})$ = Componente que se activa cuando la observación registra participación en innovación.

$((1 - p_i)^{1-y_i})$ = componente que se activa cuando la observación no registra participación en innovación.

La forma logarítmica facilitó la estimación computacional:

$$\ell(\beta) = \sum_{i=1}^N \{ y_i \ln(p_i) + (1 - y_i) \ln(1 - p_i) \}$$

Donde:

$(\ell(\beta))$ = función de log-verosimilitud del modelo.

(β) = vector de parámetros estimados del modelo.

$(\sum_{i=1}^N)$ = sumatoria de los aportes individuales desde la observación (i = 1) hasta la observación (N).

(i) = observación individual dentro de la población.

(N) = número total de observaciones de la población.

(y_i) = variable dependiente binaria de la observación (i), donde $(y_i = 1)$ indica participación en innovación y $(y_i = 0)$ indica ausencia de participación.

(p_i) = probabilidad estimada de que la observación (i) participe en innovación.

$(1-p_i)$ = probabilidad estimada de que la observación (i) no participe en innovación.

$(\ln(p_i))$ = logaritmo natural de la probabilidad estimada de participación en innovación.

$(\ln(1 - p_i))$ = logaritmo natural de la probabilidad estimada de no participación en innovación.

$(y_i \ln(p_i))$ = componente de la log-verosimilitud asociado a las observaciones con participación en innovación.

En R, glm calculó los parámetros mediante procedimientos iterativos. El resultado reportó coeficientes, errores estándar, valores z y p-valores. La log-verosimilitud permitió comparar el ajuste relativo entre modelos; valores menos negativos indicaron una mayor verosimilitud del modelo frente a los datos observados.

Significancia individual de los coeficientes

La significancia individual de cada coeficiente se evaluó mediante el estadístico z, por lo tanto, el estudio comparó el coeficiente estimado con su error estándar.

La fórmula general fue:

$$z_j = \frac{\beta_j}{SE(\beta_j)}$$

Donde:

(z_j) = estadístico de prueba asociado al coeficiente de la variable explicativa (j).

(β_j) = coeficiente estimado de la variable explicativa (j).

$(SE(\beta_j))$ = error estándar del coeficiente estimado (β_j) .

(j) = variable explicativa incluida en el modelo.

El valor p-value indica la probabilidad de obtener un resultado tan extremo como el calculado, suponiendo que el coeficiente poblacional sea igual a cero. En el estudio, los coeficientes de gestión de mejora continua, selección de tecnología, programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico fueron importantes en los modelos finales.

La selección de tecnología y el aprendizaje virtual mantuvieron los coeficientes más altos dentro de la especificación, lo que mostró un peso relevante en la probabilidad de participación en innovación.

Consistencia entre coeficientes y valores exponenciales

El cálculo de valores exponenciales se realizó en R con `exp (coef ())`. En el modelo Logit, esta transformación permitió obtener odds ratios. Sin embargo, fue necesario mantener coherencia entre los coeficientes reportados y los valores exponenciales presentados. Si los coeficientes correspondieron al modelo final, los odds ratios debieron calcularse a partir de esos mismos coeficientes.

Por ejemplo, si el coeficiente Logit de selección de tecnología fue 2,2247, su odds ratio se obtuvo así:

$$OR_{SEL_TEC} = \exp(2,2247) \approx 9,25$$

De forma similar, si el coeficiente de aprendizaje virtual fue 1,8751, el resultado exponencial fue:

$$OR_{APR_VIR} = \exp(1,8751) \approx 6,52$$

Por tanto, los valores exponenciales debieron corresponder exactamente al modelo del cual se tomaron los coeficientes. Los valores como 8,105 y 5,233 pertenecieron a otra especificación reportada en el script, por lo que no debían mezclarse con la tabla final si esta usó los coeficientes 2,2247 y 1,8751. Este control aseguró coherencia interna en la presentación de resultados.

11. Bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow

La prueba de Hosmer-Lemeshow se aplicó para revisar la correspondencia entre los valores observados y las probabilidades estimadas por los modelos. El procedimiento agrupó las observaciones según sus probabilidades predichas y comparó eventos observados con eventos esperados.

Su estadístico general fue:

$$\chi^2_{HL} = \sum_{g=1}^G \left[\frac{(Og - Eg)^2}{Eg(1 - \frac{Eg}{ng})} \right]$$

Donde;

(χ^2_{HL}) = estadístico de la prueba de Hosmer-Lemeshow.

(g) = grupo formado según las probabilidades predichas por el modelo.

(G) = número total de grupos utilizados en la prueba.

(O_g) = eventos observados en el grupo (g).

(E_g) = eventos esperados en el grupo (g).

(n_g) = número total de observaciones en el grupo (g)

En el modelo se solicitó trabajar con diez grupos, aunque R advirtió que los datos no permitieron construir todos los cortes solicitados. Por ello, el resultado presentó tres grados de libertad.

Los p-valúe reportados fueron superiores a 0,05 en ambos modelos, este resultado indicó que las probabilidades estimadas guardaron una correspondencia aceptable con los datos observados. En la lectura comparativa, los dos modelos mostraron ajuste adecuado bajo esta prueba, con diferencias pequeñas entre sus resultados.

Promedio de probabilidades proyectadas y umbral promedio

El programa R-Studio calculó el promedio de las probabilidades usando la función mean (fitted ()). Este valor se llamó umbral promedio porque resumió la probabilidad media estimada por cada modelo.

La fórmula fue:

$$\bar{p} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N \hat{p}_i$$

Donde:

$(\bar{p})$ = promedio de las probabilidades estimadas.

(N) = número total de observaciones de la población.

$(\hat{p}_i)$ = probabilidad estimada para la observación (i).

(i) = observación individual dentro de la población.

$(\sum_{i=1}^N)$ = suma de las probabilidades estimadas desde la observación (1) hasta la observación (N).

El Logit obtuvo un promedio de 0,249999 y el Probit 0,249241, estos valores fueron similares, alrededor de 0,25, lo que coincidió con la proporción de participación en innovación, los dos promedios cercanos mostraron predicciones similares.

Matriz de clasificación y precisión predictiva

La matriz de clasificación comparó los valores observados de la variable dependiente con las clases predichas por el modelo. Para transformar las probabilidades estimadas en categorías se definió un punto de corte. En el script se utilizó inicialmente el valor 0,5 para el Probit.

La regla de clasificación fue:

$$\hat{y}_i = \begin{cases} 1, & \text{si } \hat{p}_i \geq c \\ 0, & \text{si } \hat{p}_i < c \end{cases}$$

Donde:

$(\hat{y}_i)$ = valor predicho de la variable dependiente para la observación (i).

$(\hat{p}_i)$ = probabilidad estimada para la observación (i).

(c) = punto de corte utilizado para clasificar la observación.

(1) = clasificación de participación en innovación.

(0) = clasificación de ausencia de participación en innovación.

(i) = observación individual dentro de la población.

A partir de esta regla se calcularon aciertos y errores. Los verdaderos positivos fueron casos que participaron y se clasificaron como participación; los verdaderos negativos fueron casos que no participaron y se clasificaron como no participación. Los falsos positivos fueron casos clasificados como participación sin que el evento hubiera ocurrido, y los falsos negativos, como no participantes.

Fórmula:

$$Precisión = \frac{(VP + VN)}{N}$$

Donde:

(VP) = verdaderos positivos, es decir, casos que participaron en innovación y fueron clasificados correctamente como participación.

(VN) = verdaderos negativos, es decir, casos que no participaron en innovación y fueron clasificados correctamente como no participación.

(N) = número total de observaciones de la población.

El modelo acertó en 307 casos de no participación y 76 de participación, por lo tanto, acertó 383 de 428, con una precisión de 89,49 %.

$$Precisión = \frac{(307 + 76)}{428} \times 100 \approx 89,49\%$$

La evaluación mostró un buen rendimiento, pero también descubrió que el modelo identificó mejor los casos de no participación, porque esta categoría era la más común.

Sensibilidad, especificidad y punto de corte óptimo

Se evaluó la relación entre sensibilidad y especificidad para distintos puntos de corte. La sensibilidad midió cuántos casos positivos reconoció el modelo y la especificidad midió cuántos casos negativos reconoció correctamente.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Donde:

(VP) = verdaderos positivos, es decir, casos que participaron en innovación y fueron clasificados correctamente como participación.

(FN) = falsos negativos, es decir, casos clasificados como no participación, aunque sí participaron en innovación.

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}$$

Donde:

(VN) = verdaderos negativos, es decir, casos que no participaron en innovación y fueron clasificados correctamente como no participación.

(FP) = falsos positivos, es decir, casos clasificados como participación en innovación, aunque no participaron.

El punto de corte óptimo buscó un equilibrio entre ambas medidas, en los resultados, el punto cercano a 0,093 ofreció una sensibilidad de 91,6 % y una especificidad de 78,8 %. Este valor fue menor que 0,5 porque el evento positivo tuvo una proporción reducida en la población. Al usar un umbral más bajo, el modelo pudo captar mejor a los participantes en innovación, sin perder completamente la capacidad de identificar a quienes no participaron.

Curva ROC y área bajo la curva

La curva ROC evaluó la capacidad de discriminación del modelo a través de todos los posibles puntos de corte. En el eje vertical se ubicó la sensibilidad o tasa de verdaderos

positivos. En el eje horizontal se ubicó la tasa de falsos positivos, equivalente a uno menos la especificidad.

$$TPR(c) = Sensibilidad(c)$$

$$= \frac{VP}{(VP + FN)}$$

Donde:

(TPR(c)) = tasa de verdaderos positivos para el punto de corte (c).

(VP) = verdaderos positivos, es decir, casos que participaron en innovación y fueron clasificados correctamente como participación.

(FN) = falsos negativos, es decir, casos que participaron en innovación, pero fueron clasificados como no participación.

(c) = punto de corte utilizado para clasificar las probabilidades estimadas.

Fórmula de la FPR especificidad

$$FPR(c) = 1 - Especificidad(c)$$

$$= \frac{FP}{(FP + VN)}$$

Donde:

(FPR(c)) = tasa de falsos positivos para el punto de corte (c).

(FP) = falsos positivos, es decir, casos que no participaron en innovación, pero fueron clasificados como participación.

(VN) = verdaderos negativos, es decir, casos que no participaron en innovación y fueron clasificados correctamente como no participación.

(c) = punto de corte utilizado para clasificar las probabilidades estimadas.

La AUC resumió cómo funcionó el clasificador.

Su forma integral:

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) d(FPR)$$

Donde:

(AUC) = área bajo la curva ROC, utilizada para resumir la capacidad de discriminación del modelo.

(TPR) = tasa de verdaderos positivos o sensibilidad del modelo.

(FPR) = tasa de falsos positivos del modelo.

(TPR(FPR)) = sensibilidad expresada en función de la tasa de falsos positivos.

(d(FPR)) = diferencial de la tasa de falsos positivos, utilizado en la integración del área bajo la curva.

(0) = límite inferior de integración, que representa ausencia de falsos positivos.

(1) = límite superior de integración, que representa el valor máximo de la tasa de falsos positivos.

Un AUC de 0,5 indica una clasificación equivalente al azar, los valores cercanos a 1 reflejan una alta capacidad de discriminación. En el análisis, tanto Logit como Probit alcanzaron un AUC de alrededor de 0,9368504. Esto muestra que pueden predecir bien quién participa y quién no en la innovación.

Diagnóstico de multicolinealidad mediante VIF

La multicolinealidad se revisó mediante el Factor de Inflación de la Varianza. Este diagnóstico permitió verificar si las variables explicativas compartieron información excesiva entre sí, la forma clásica del VIF fue:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

Donde:

(VIF_j) = factor de inflación de la varianza de la variable explicativa (j).

(VIF) = indicador utilizado para medir la presencia de multicolinealidad en el modelo.

(j) = variable explicativa específica que se evalúa.

(R_j²) = coeficiente de determinación obtenido en la regresión auxiliar de la variable (j) sobre las demás variables explicativas.

(R²) = proporción de variabilidad explicada por una regresión.

(1) = constante ubicada en el numerador de la fórmula.

Donde R_j² correspondió al coeficiente de determinación obtenido al regresar la variable explicativa j sobre el resto de las variables independientes. Un VIF cercano a uno indicó baja colinealidad. En los resultados, todos los valores se ubicaron muy cerca de uno y estuvieron por debajo de cinco. Por tanto, las variables seleccionadas aportaron información diferenciada al modelo y no generaron una duplicación relevante de contenido explicativo.

Residuos de Pearson y prueba Ljung-Box

Dado que la base de datos utilizada corresponde a información de corte transversal, la prueba Ljung-Box no se consideró un diagnóstico principal de los modelos Logit y Probit. Esta prueba resulta más pertinente en series de tiempo, donde las observaciones mantienen un orden temporal definido. En este estudio, las observaciones provinieron de una encuesta aplicada en un solo periodo y su orden no representó una secuencia temporal. Por esta razón, la prueba se incorporó únicamente como una verificación complementaria de independencia residual, mientras que la evaluación principal del modelo se sustentó en la bondad de ajuste, el AIC, la ausencia de multicolinealidad, la corrección robusta de errores estándar, la matriz de clasificación y la curva ROC.

La forma general fue:

$$r_i = \frac{(y_i - \hat{p}_i)}{\sqrt{[\hat{p}_i (1 - \hat{p}_i)]}}$$

Donde:

(r_i) = residuo de Pearson de la observación (i).

(y_i) = valor observado de la variable dependiente para la observación (i), donde $(y_i = 1)$ indica participación en innovación y $(y_i = 0)$ indica ausencia de participación.

$(\hat{p}_i)$ = probabilidad estimada por el modelo para la observación (i).

$(y_i - \hat{p}_i)$ = diferencia entre el valor observado y la probabilidad estimada.

(i) = observación individual dentro de la población.

Prueba Ljung-Box sobre esos residuos, esta prueba evaluó si las autocorrelaciones residuales hasta cierto rezago fueron conjuntamente distintas de cero.

Su estadístico fue:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n - k)}$$

Donde:

(Q) = estadístico de la prueba Ljung-Box.

(n) = número total de observaciones utilizadas en la prueba.

(h) = número de rezagos evaluados.

(k) = rezago específico dentro de la prueba.

$(n-k)$ = ajuste por el número de observaciones disponibles en el rezago (k).

$(\hat{\rho}_{k^2})$ = autocorrelación estimada elevada al cuadrado en el rezago (k).

En el análisis se trabajó con residuos de Pearson y rezago uno. Los p-valores fueron 0,2021 para el modelo Logit y 0,2385 para el modelo Probit, ambos superiores a 0,05. Estos resultados no mostraron evidencia estadística de dependencia residual bajo esta prueba complementaria. No obstante, debido al carácter transversal de la base, estos resultados se interpretaron con cautela y no como el diagnóstico central de validez del modelo.

Heterocedasticidad y prueba Breusch-Pagan

La prueba Breusch-Pagan se aplicó como diagnóstico complementario para revisar si la varianza de los residuos presentaba relación con las variables explicativas. Aunque esta prueba fue desarrollada originalmente para modelos de regresión lineal, su uso permitió identificar posibles problemas de varianza no constante en la estimación. El resultado presentó un p-valor menor a 0,05, por lo que se consideró pertinente corregir la inferencia mediante errores estándar robustos.

El estadístico Breusch-Pagan puede expresarse como:

$$LM = n R_{aux}^2$$

Donde:

(LM) = estadístico del multiplicador de Lagrange.

(n) = número total de observaciones utilizadas en la prueba.

(R_{aux}^2) = coeficiente de determinación obtenido en la regresión auxiliar.

Frente a este resultado, se aplicaron errores estándar robustos tipo HC1 mediante la matriz de varianza-covarianza robusta. Esta corrección no modificó los coeficientes estimados, pero ajustó sus errores estándar y permitió obtener pruebas de significancia menos sensibles a problemas de heterocedasticidad. Después de aplicar la corrección robusta, las variables gestión de mejora continua, selección de tecnología, fundamentos de programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico mantuvieron

signos positivos y significancia estadística, lo que fortaleció la consistencia de los resultados del modelo Probit.

Errores estándar robustos tipo HC1

La corrección robusta se ejecutó mediante vcov HC con tipo HC1 y coeftest, esta corrección no cambió los coeficientes estimados, pero ajustó los errores estándar para hacer la inferencia menos sensible a la heterocedasticidad. La matriz robusta se basa en la forma sándwich, ampliamente usada en econometría aplicada. Para una regresión lineal, la forma HC1 puede representarse como:

$$V_{HC1} = \frac{[n]}{(n - k)]} (X'X)^{-1} X' \text{diag}(e_i^2) X (X'X)^{-1}$$

Donde:

(V_{HC1}) = matriz de varianza-covarianza robusta tipo HC1.

$(HC1)$ = corrección robusta de White ajustada por grados de libertad.

(n) = número total de observaciones.

(k) = número de parámetros estimados en el modelo.

(X) = matriz de variables explicativas del modelo.

(X') = transpuesta de la matriz (X) .

$((X'X)^{-1})$ = inversa de la matriz $(X'X)$.

(e_i) = residuo estimado de la observación (i) .

(e_i^2) = residuo estimado elevado al cuadrado.

(i) = observación individual dentro de la población.

En modelos de máxima verosimilitud y modelos lineales generalizados, la idea se extendió mediante una matriz de sensibilidad y una matriz de variabilidad empírica. La forma general fue:

$$V_r = B^{-1} M B^{-1}$$

Donde:

(V_r) = matriz de varianza-covarianza robusta.

(B) = Representó la matriz de información o curvatura del modelo

(M) = La variabilidad empírica de los scores.

La corrección robusta mantuvo la relevancia de las variables principales en el Probit, con resultados positivos en gestión de mejora continua, selección de tecnología, programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico. Esto confirmó la solidez del análisis.

Comparación de modelos mediante AIC

Se compararon Logit y Probit usando el Criterio de Información de Akaike. Este indicador combina ajuste y parsimonia. No tiene problemas con los parámetros y permite comparar modelos sobre la misma variable.

Su fórmula fue:

$$AIC = -2 \ell(\beta) + 2k$$

Donde:

(AIC) = criterio de información de Akaike.

$(-2 \ell(\beta))$ = valor de la log-verosimilitud evaluada en los parámetros estimados.

(k) = número de parámetros estimados en el modelo.

$(2k)$ = penalización por el número de parámetros incluidos.

En los resultados, el Logit tuvo un AIC de 239,174 y el Probit uno de 236,227. Los dos modelos tuvieron el mismo número de parámetros, así que se pueden comparar directamente. El menor AIC del Probit sugirió un ajuste relativo un poco más favorable, pero los dos modelos tuvieron el mismo signo y significancia de las variables.

Integración del procedimiento completo.

El procedimiento econométrico fue lógico. Primero, se revisó la base, se confirmó que la variable dependiente tiene dos valores y se estimaron modelos iniciales con todas las variables. Después, se hizo una especificación final con las variables que mostraron mayor relevancia. Luego, se compararon los resultados de los modelos Logit y Probit y se evaluó si las predicciones eran consistentes.

La estimación por máxima verosimilitud permitió obtener resultados, por lo que, el Logit muestra la probabilidad de forma intuitiva con odds ratios, mientras que el Probit ofrece una forma alternativa basada en la distribución normal acumulada. La similitud entre ambos modelos fortaleció la interpretación, ya que las variables principales mantuvieron el mismo sentido y significancia.

Los diagnósticos complementarios permitieron revisar aspectos clave del modelo. La prueba Hosmer-Lemeshow examinó el ajuste entre valores observados y esperados. El VIF descartó problemas de multicolinealidad. La prueba Ljung-Box sobre residuos de Pearson revisó la independencia residual. La prueba Breusch-Pagan detectó heterocedasticidad, por lo que se aplicaron errores estándar robustos. El AIC compara el rendimiento de los modelos. La matriz de clasificación y la curva ROC mostraron que las probabilidades estimadas distinguieron bien entre participación e innovación.

El procedimiento permitió pasar de la descripción de relaciones entre variables a una explicación probabilística de la adopción de innovación. Los resultados mostraron que la innovación está relacionada con el aprendizaje productivo digital, como la mejora continua, selección de tecnología, programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico. La evaluación econométrica utilizó datos para entender cómo estas habilidades afectaron la probabilidad de participar en la innovación en la población analizada.

Tabla 2

Supuestos para Logit y Probit

Supuesto	Fórmula	Significado de la fórmula
Multicolinealidad	$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$	– En $VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$, VIF_j mide cuánto aumenta la varianza del coeficiente por la relación entre variables independientes. R_j^2 representa qué tanto una variable explicativa X_j puede ser explicada por las demás variables X.
Heterocedasticidad	$Var(\varepsilon_i X_i) = \sigma_i^2$	– En $Var(\varepsilon_i X_i) = \sigma_i^2$, Var es la varianza, ε_i es el error del modelo, X_i son las variables explicativas y σ_i^2 indica que la varianza del error puede cambiar entre observaciones.
Especificación del modelo	$E(\varepsilon_i X_i) = 0$	– En $E(\varepsilon_i X_i) = 0$, E es el valor esperado, ε_i es el error y X_i son las variables independientes. La fórmula indica que los errores no deben estar relacionados con las variables explicativas.
Bondad de ajuste	HL $= \sum_{g=1}^G \frac{(O_g - E_g)^2}{E_g(1 - \hat{p}_g)}$	– En $HL = \sum_{g=1}^G \frac{(O_g - E_g)^2}{E_g(1 - \hat{p}_g)}$, HL es la prueba de Hosmer-

		Lemeshow, O_g son los valores observados, E_g los esperados, G los grupos y $\hat{p}_g$ la probabilidad estimada.
Capacidad predictiva	$AUC = \int_0^1 TPR(FPR^{-1}(t))dt$	– En $AUC = \int_0^1 TPR(FPR^{-1}(t))dt$, AUC es el área bajo la curva ROC, TPR es la sensibilidad, FPR es la tasa de falsos positivos y t representa los puntos de corte del modelo.
Efectos marginales	$\frac{\partial P(Y_i = 1 X_i)}{\partial X_j}$	– En $\frac{\partial P(Y_i = 1 X_i)}{\partial X_j}$, $P(Y_i = 1 X_i)$ es la probabilidad de que ocurra el evento, X_j es una variable explicativa y ∂ representa el cambio marginal.
Significancia estadística	$z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}$	– En $z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}$, z es el estadístico de prueba, $\hat{\beta}_j$ es el coeficiente estimado y $SE(\hat{\beta}_j)$ es el error estándar del coeficiente.

Nota: Elaboración propia.

3.3 Operacionalización de las variables

Tabla 3

Variable dependiente: Adopción de innovación

Concepto	Dimensión	Indicador	Ítems	Técnica e instrumento
La adopción de innovación se refiere al proceso mediante el cual los individuos o empresas incorporan, utilizan y difunden nuevas tecnologías, prácticas o ideas en sus actividades, que genera mejoras en su desempeño y adaptación al entorno (Rogers, 2003).	Percepción adopción de innovación	Frecuencia de la percepción sobre innovaciones tecnológicas en su empresa	¿Participa en experiencias innovadoras relacionadas con el uso de nuevas tecnologías?	Técnica: Análisis documental Instrumento: Ficha de recolección de datos estadísticos.

Fuente: Formulario de encuesta de habilidades digitales MINTEL 2023

Tabla

4

Variable Independiente: Capacidades del aprendizaje productivo

Concepto	Dimensión	Indicador	Ítems	Técnica e instrumento
Conjunto de saberes relacionados con el uso, comprensión y aplicación de tecnologías digitales en contextos laborales y personales (Hernández, 2014).	Conocimiento digital	Percepción sobre el conocimiento de innovaciones tecnológicas y técnicas innovadoras aplicadas en la organización	¿Conoce su personal las innovaciones tecnológicas que se están en su empresa? ¿Conoce técnicas innovadoras para el diseño de productos y servicios centrados en el cliente? ¿Conoce metodologías de gestión de proyectos orientadas a la mejora continua?	Técnica: Análisis documental Instrumento : Ficha de recolección de datos estadísticos.
Capacidad para identificar, analizar y solucionar problemas mediante el uso de herramientas tecnológicas y recursos digitales (European Commission, 2017)	Resolución de problemas digitales	Percepción sobre la capacidad para identificar problemas técnicos y seleccionar tecnologías adecuadas	¿Es capaz de identificar un problema técnico de los dispositivos digitales y/o aplicaciones y entornos que utiliza? ¿Es capaz de evaluar y elegir de manera adecuada un dispositivo, software, aplicación o servicio para realizar sus tareas?	Técnica: Análisis documental Instrumento : Ficha de recolección de datos estadísticos.
Conjunto de conocimientos, habilidades y	Seguridad digital	Percepción sobre el uso seguro de	¿Usted y sus colaboradores/empleados se aseguran de que las gestiones que	Técnica: Análisis documental

actitudes orientadas a proteger la información, los datos personales y el uso seguro de tecnologías digitales (European Commission, 2017).		internet y protección de datos personales en entornos digitales	realizan en internet (online) son seguras? ¿Conoce y actúa con prudencia cuando recibe mensajes cuyo remitente, contenido o archivo adjunto sea desconocido (SPAM)? ¿Se interesa en conocer las políticas de privacidad de las plataformas que utiliza en Internet, así como el tratamiento que hacen de sus datos personales?	Instrumento : Ficha de recolección de datos estadísticos.
Capacidad de adquirir nuevos conocimientos digitales, adaptarse a cambios tecnológicos y actualizar continuamente habilidades en entornos digitales (Tamayo y Tamayo, 2003).	Aprendizaje y adaptación tecnológica	Percepción sobre la participación en entornos virtuales de aprendizaje y adaptación a nuevas tecnologías	¿Conoce los fundamentos de los procesos digitales y de la creación de software? ¿Entiende los principios de la programación? ¿Participa en entornos virtuales de aprendizaje, internos de la empresa o externos? ¿Conoce cómo reciclar la basura electrónica?	Técnica: Análisis documental Instrumento : Ficha de recolección de datos estadísticos.

Fuente: Formulario de encuesta de habilidades digitales MINTEL 2023

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

4.1 Resultados y discusión

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos a partir del procesamiento de la base de datos del MINTEL, con el propósito de analizar la capacidad de aprendizaje productivo y su relación con la adopción de innovación en los ciudadanos empresariales del Ecuador. El análisis inició con una caracterización general de la población en SPSS, continuó con el estudio descriptivo de las variables y posteriormente incorporó el método MICMAC para identificar relaciones de influencia y dependencia dentro del sistema. Finalmente, se aplicaron modelos econométricos Logit y Probit para estimar la contribución de las capacidades digitales seleccionadas sobre la probabilidad de participar en innovación. De esta manera, los resultados permitieron responder a los objetivos planteados y verificar la hipótesis de investigación.

4.1.1 Análisis descriptivo y estructural de las variables de estudio.

Antes de analizar las variables vinculadas con innovación y aprendizaje productivo, se realizó una caracterización general de la población. En esta etapa se identificó el tamaño de las empresas, si están formalizadas, la provincia y el género de los participantes, estos datos ayudaron a entender el contexto del estudio y a interpretar mejor los resultados. Los resultados de esta sección sirvieron para reconocer la composición de la población y entender cómo están las condiciones de los ciudadanos empresariales y las unidades económicas que se estudiaron.

Tabla 5

Tabla del tamaño de la empresa PYMES

EMPRESA	Registre el tamaño de su empresa	
	Frecuencia	Porcentaje
MEDIANA A (ventas anuales menores a \$1.000.001 a \$2.000.000 - 50 a 99 empleados)	4	0,9%

MICRO (ventas anuales menores a \$100.000 - 1 a 9 empleados)	391	91,4%
PEQUEÑA (ventas anuales menores a \$100.001 a \$1.000.000 - 10 a 49 empleados)	33	7,7%
Total	428	100,0%

Nota. Elaboración propia con datos del MINTEL.

Este resultado muestra cómo están distribuidas las empresas según su tamaño, los datos evidenciaron una alta concentración de microempresas, porque 391 empresas, el 91,4 % del total, son de este grupo. Esto muestra que “la base de datos estuvo compuesta principalmente por unidades económicas pequeñas, con ventas anuales de menos de 100 000 dólares y entre 1 y 9 empleados. Las pequeñas empresas fueron el segundo grupo más grande, con 33 registros y un 7,7 por ciento del total. Aunque tenían menos participación que las microempresas, este grupo mostró unidades productivas más organizadas, con mayores ventas y capacidad operativa. Las empresas medianas tipo A tuvieron solo 4 casos, el 0,9 % de la población, así que su peso en el análisis fue mínimo.

El estudio se hizo en un entorno empresarial con muchas microempresas, esto es común en Ecuador, donde la mayoría de los negocios son pequeños y generan muchos empleos. Esta composición es importante porque las microempresas suelen tener menos recursos. Por eso, como había pocas empresas pequeñas y medianas, los resultados del estudio se interpretaron sobre todo teniendo en cuenta las empresas más pequeñas.

Tabla 6

Identificación de RISE / RUEPS

RISE	¿Usted posee RISE / RUEPS?	
	Frecuencia	Porcentaje
No	355	82,9%
Si	73	17,1%
Total	428	100,0%

Nota. Elaboración propia con datos del MINTEL.

En esta tabla permitió identificar la condición de los encuestados respecto a la posesión de RISE o RUEPS, esta distribución reflejó una baja presencia de mecanismos formales de registro dentro de la población estudiada. Estos resultados fueron importantes porque la pertenencia a registros como RISE o RUEPS suele relacionarse con mayores niveles de formalización, acceso a procesos comerciales, participación en compras públicas o vinculación con redes de economía popular y solidaria. Por eso, la mayoría de las respuestas fueron negativas, lo que sugiere que una parte considerable de la población pudo haberse desarrollado en condiciones de menor formalidad o con una limitada articulación institucional. Además, el hecho de que el número de personas o empresas con RISE/RUEPS fuera bajo pudo haber afectado la capacidad para acceder a oportunidades de crecimiento, capacitación, financiamiento o adopción de herramientas digitales. La formalización fue importante para mejorar la participación en los mercados, fortalecer la producción y aumentar la innovación.

Tabla 7

Identificación del RUC

RUC	¿Usted posee RUC?	
	Frecuencia	Porcentaje
No	337	78,7%
Si	91	21,3%
Total	428	100,0%

Nota. Elaboración propia con datos del MINTEL.

La situación de los participantes frente a la posesión del Registro Único de Contribuyentes (RUC), permitió observar un bajo nivel de formalización tributaria dentro de la población analizada. El RUC constituye un elemento importante para la identificación de una actividad productiva ante la administración tributaria, así como para la emisión de comprobantes, acceso a mercados formales, contratación con otras empresas y participación en determinados procesos comerciales. Por esta razón, el predominio de respuestas negativas reflejó que una parte importante de los participantes pudo haber operado en condiciones de menor formalidad. Por lo tanto, la

tabla evidenció que la mayoría de los participantes no dispuso de RUC, situación que pudo influir en su capacidad para integrarse a mercados más estructurados y aprovechar herramientas de aprendizaje productivo o innovación.

Figura 1

Porcentaje de influencia por provincia



Nota. Elaboración propia con datos del MINTEL.

El gráfico 1 mostró la distribución del grado de influencia por provincia. Azuay registró el porcentaje más alto, con 16,1 %, seguido de Carchi con 13,1 % y El Oro con 11,2 %. Estas provincias fueron las más importantes en el análisis. En un segundo nivel están Cotopaxi, Guayas e Imbabura, con 8,9 %, y Tungurahua, con 6,1 %. Estos valores mostraron una influencia intermedia en comparación con las provincias que más participaron Loja llegó al 5,6 %, Pichincha al 4,7 % y Santa Elena al 3,7 %. Estas provincias participaron menos: Manabí y Cañar con un 1,6 % cada una; Esmeraldas con un 1,4 %; Chimborazo con un 0,9 %; Bolívar con un 0,7 %; Santo Domingo de los Tsáchilas con un 0,5 %; y Los Ríos con un 0,2 %.

La distribución provincial evidenció una mayor concentración de registros en Azuay, Carchi y El Oro, mientras que otras provincias presentaron una participación reducida

dentro de la base analizada. Este resultado permitió reconocer diferencias territoriales en la composición de la población estudiada; sin embargo, no debe interpretarse como una comparación de desempeño entre provincias, debido a que el análisis provincial tuvo un carácter descriptivo y contextual.

Tabla 8

Género al que pertenece

Género	¿A que género pertenece?	
	Frecuencia	Porcentaje
Femenino	220	51,4%
Masculino	158	36,9%
N/A	45	10,5%
Otro	3	0,7%
Prefiero no decir	2	0,5%
Total	428	100,0%

Nota. Elaboración propia con datos del MINTEL.

La tabla muestra la distribución de la población según género, así, el grupo femenino registró 220 casos, equivalentes al 51,4 % del total, mientras que el grupo masculino presentó 158 casos, correspondientes al 36,9 %. Además, se identificaron 45 registros en la categoría N/A, que representaron el 10,5 %, lo cual evidencia la presencia de información no especificada para esta variable. Las categorías “Otro” y “Prefiero no decir” registraron participaciones menores, con 0,7 % y 0,5 %, respectivamente. Estos resultados permiten describir la composición de la población del estudio, pero no autorizan afirmar diferencias de productividad, uso tecnológico o innovación entre hombres y mujeres, debido a que la variable género no fue incluida como factor explicativo dentro del modelo econométrico.

4.1.2 Procesamiento de las variables descriptivas

El procesamiento de las variables en SPSS permitió obtener la frecuencia y el porcentaje de respuestas afirmativas y negativas para cada dimensión analizada. A partir de estos resultados, se observó que en todas las variables predominó la respuesta

“No”, con frecuencias superiores a las respuestas “Sí”. Esto evidenció que la mayoría de los encuestados no presentó de forma amplia las capacidades, prácticas o conocimientos relacionados con la participación en innovación y la capacidad de aprendizaje productivo.

Tabla 9

Resultados de frecuencias y porcentajes SPSS

Variables	Respuesta	Frecuencia	Porcentaje
Participación innovación	No	321	75,0
	Sí	107	25,0
Innovación tecnológica	No	339	79,2
	Sí	89	20,8
Diseño centrado cliente	No	322	75,2
	Sí	106	24,8
Gestión mejora continua	No	339	79,2
	Sí	89	20,8
Identificar problemas tecnológicos	No	325	75,9
	Sí	103	24,1
Selección tecnología	No	318	74,3
	Sí	110	25,7
Seguridad gestiones online	No	296	69,2
	Sí	132	30,8
Detección spam	No	274	64,0
	Sí	154	36,0
Políticas privacidad	No	279	65,2
	Sí	149	34,8
Fundamentos programación	No	340	79,4
	Sí	88	20,6
Aprendizaje virtual	No	327	76,4
	Sí	101	23,6
Reciclaje electrónico	No	343	80,1
	Sí	85	19,9

Nota. Elaboración propia con base en frecuencias y porcentajes procesados en SPSS, datos del MINTEL.

En la tabla, la variable participación en innovación, 321 personas respondieron “No”, lo que representó el 75,0 % de la población, mientras que 107 personas respondieron “Sí”, equivalente al 25,0 %, este resultado mostró que solo una cuarta parte de los encuestados participó en procesos de innovación, mientras que la mayoría no estuvo vinculada directamente con este tipo de actividades. Por ello, se pudo identificar una baja participación innovadora dentro de la población analizada. De tal manera, las variables relacionadas con capacidades tecnológicas y productivas también presentaron una mayor concentración de respuestas negativas. Innovación tecnológica y gestión de mejora continua registraron 339 respuestas “No”, equivalentes al 79,2 %, frente a 89 respuestas “Sí”, que representaron el 20,8 %. Asimismo, fundamentos de programación presentó 340 respuestas negativas, correspondientes al 79,4 %, y reciclaje electrónico registró 343 respuestas “No”, equivalentes al 80,1 %. Estos resultados permitieron observar que las capacidades más técnicas o especializadas fueron las menos desarrolladas dentro de la población

En cambio, algunas variables mostraron porcentajes afirmativos relativamente más altos, aunque sin superar a las respuestas negativas. Este fue el caso de detección de spam, con 154 respuestas “Sí”, equivalentes al 36,0 %; políticas de privacidad, con 149 respuestas afirmativas, correspondientes al 34,8 %; y seguridad en gestiones online, con 132 respuestas “Sí”, que representaron el 30,8 %. Estos resultados sugirieron que ciertos conocimientos vinculados con seguridad digital estuvieron más presentes en la población, posiblemente porque son prácticas más comunes en el uso cotidiano de internet, redes sociales, correos electrónicos o plataformas digitales.

Tabla 10

Matriz porcentual de las variables

Variables	Si %
Participación innovación	25,0%
Innovación tecnológica	20,8%
Diseño centrado cliente	24,8%
Gestión mejora continua	20,8%
Identificar problemas tecnológicos	24,1%
Selección tecnología	25,7%

Seguridad gestiones online	30,8%
Detección spam	36,0%
Políticas privacidad	34,8%
Fundamentos programación	20,6%
Aprendizaje virtual	23,6%
Reciclaje electrónico	19,9%

Nota. La tabla muestra el porcentaje afirmativo obtenido de la tabla de frecuencia.

En esta tabla se consideraron únicamente los porcentajes afirmativos, debido a que estos permitieron identificar la presencia de cada capacidad, práctica o conocimiento dentro de la población analizada. La respuesta “Sí” reflejó la existencia declarada de la característica estudiada, mientras que la respuesta “No” indicó su ausencia. Por esta razón, los porcentajes afirmativos sirvieron como base descriptiva para construir una matriz inicial de clasificación. Esta decisión no implica causalidad entre variables, sino una forma de ordenar la información observada y preparar los datos para el análisis estructural mediante MICMAC.

En cambio, las respuestas negativas no fueron utilizadas para la ponderación principal porque indicaron ausencia de la característica analizada, mas no aportaron directamente al nivel de presencia de la variable dentro del sistema. Por ello, trabajar con los valores afirmativos permitió establecer una base más clara y coherente para clasificar las variables según su intensidad relativa, facilita posteriormente la asignación de pesos y el desarrollo del análisis MICMAC mediante la evaluación de influencia y dependencia entre variables.

Tabla 11

Matriz de Clasificación

	PI	IT	DC	GC	IP	ST	SG	DS	PP	FP	AV	RE
PI	0	33%	37%	33%	37%	38%	43%	49%	47%	33%	36%	32%
IT	35%	0	35%	31%	35%	36%	41%	46%	45%	31%	34%	30%
DC	37%	33%	0	33%	37%	38%	43%	48%	47%	33%	36%	32%
GC	35%	31%	35%	0	35%	36%	41%	46%	45%	31%	34%	30%
IP	37%	33%	37%	33%	0	38%	43%	48%	47%	33%	36%	32%

ST	38%	34%	38%	34%	37%	0	44%	49%	48%	33%	36%	33%
SG	40%	36%	40%	36%	40%	41%	0	51%	50%	36%	39%	35%
DS	43%	39%	43%	39%	42%	44%	49%	0	53%	39%	42%	38%
PP	42%	38%	42%	38%	42%	43%	48%	53%	0	38%	41%	37%
FP	35%	31%	35%	31%	34%	36%	41%	46%	45%	0	34%	30%
AV	37%	33%	37%	33%	36%	38%	43%	48%	47%	32%	0	32%
RE	35%	31%	35%	31%	34%	36%	41%	46%	45%	31%	34%	0

Nota. La tabla muestra el cálculo porcentual con el porcentaje afirmativo de la matriz.

Esta tabla permitió organizar las relaciones entre las variables vinculadas con la participación en innovación y la capacidad de aprendizaje productivo, tomando como referencia la presencia efectiva de cada dimensión dentro de la población analizada. La diagonal principal tiene un valor de 0 porque se comparó con las demás variables, no consigo misma. Los resultados mostraron que los porcentajes se concentraron entre el 30 % y el 53 %, lo que indica que las relaciones entre las variables tienen distintos niveles de intensidad. Las relaciones más altas se observaron en variables de seguridad digital, especialmente detección de spam, políticas de privacidad y seguridad en gestiones online, ya que registraron valores superiores al cuarenta y cinco por ciento en varias interacciones.

Esto sugirió que estas variables tuvieron una mayor presencia relativa dentro de la matriz y, por tanto, pudieron adquirir mayor importancia en la estructura inicial del análisis.

Por otra parte, las relaciones con menor porcentaje se ubicaron alrededor del treinta al treinta y cuatro por ciento, principalmente en variables como fundamentos de programación, reciclaje electrónico, innovación tecnológica y gestión de mejora continua. Estos valores reflejaron una menor presencia relativa de capacidades tecnológicas, digitales y de aprendizaje productivo dentro de la población. En este sentido, la matriz de clasificación constituyó un paso metodológico importante, ya que permitió transformar los porcentajes afirmativos en una base relacional para asignar ponderaciones y continuar con el análisis MICMAC de influencia y dependencia entre variables.

Tabla 12

Parámetros de clasificación

PARAMETROS DE CALIFICACIÓN	
0: No influye	0%
1: Débil	1 - 35%
2: Influencia Moderada	36 - 41%
3: Fuerte influencia	42 - 100%

Nota. Esta tabla muestra los parámetros de calificación en base a los porcentajes de la matriz de clasificación, cálculo del peso de los parámetros.

La tabla presenta los parámetros utilizados para transformar los porcentajes de la matriz de clasificación en una escala ordinal de 0 a 3, compatible con el análisis MICMAC. El valor 0 representó ausencia de influencia, el valor 1 una influencia débil, el valor 2 una influencia moderada y el valor 3 una influencia fuerte. Los rangos se definieron de acuerdo con la distribución de los porcentajes observados en la matriz, los cuales se concentraron principalmente entre el 30 % y el 53 %. Por ello, esta escala permitió diferenciar con mayor claridad los niveles relativos de relación entre variables y preparar la matriz ponderada para el análisis de influencia y dependencia.

La clasificación propuesta permitió ordenar técnicamente los porcentajes afirmativos y convertirlos en valores interpretables dentro del método MICMAC. En este sentido, la tabla no representó una medición causal directa, sino un procedimiento de ponderación utilizado para estructurar las relaciones entre variables. De esta manera, los datos descriptivos obtenidos de la base del MINTEL se adaptaron a una escala relacional que facilitó la identificación de variables con mayor o menor peso dentro del sistema analizado.

Tabla 13*Matriz ponderada MICMAC*

Variables que influye	PAR_INN	INN_TEC	DIS_CLI	GES_MCO	IDE_PTE	SEL_TEC	SEG_ONL	DET_SPM	POL_PRI	FUN_PRO	APR_VIR	REC_ELE
PAR_INN	0	1	2	1	2	2	3	3	3	1	2	1
INN_TEC	1	0	1	1	1	2	2	3	3	1	1	1
DIS_CLI	2	1	0	1	2	2	3	3	3	1	2	1
GES_MCO	1	1	1	0	1	2	2	3	3	1	1	1
IDE_PTE	2	1	2	1	0	2	3	3	3	1	2	1
SEL_TEC	2	1	2	1	2	0	3	3	3	1	2	1
SEG_ONL	2	2	2	2	2	2	0	3	3	2	2	1
DET_SPM	3	2	3	2	3	3	3	0	3	2	3	2
POL_PRI	3	2	3	2	3	3	3	3	0	2	2	2
FUN_PRO	1	1	1	1	1	2	2	3	3	0	1	1
APR_VIR	2	1	2	1	2	2	3	3	3	1	0	1
REC_ELE	1	1	1	1	1	2	2	3	3	1	1	0

Nota. La tabla muestra la ponderación en base a los parámetros de clasificación elaborada por el programa MICMAC.

La matriz evidenció que varias relaciones alcanzaron valores altos, especialmente en las variables asociadas con seguridad digital. Detección de spam y políticas de privacidad concentraron una presencia importante de valores iguales a tres, lo cual indicó una fuerte relación con distintas capacidades del sistema, este resultado mostró que la seguridad en entornos digitales tuvo un papel relevante dentro de la estructura analizada. La matriz ponderada permitió reconocer que la adopción de innovación no respondió a una sola capacidad. Los resultados mostraron una red de relaciones donde la seguridad digital, la selección de tecnología, el aprendizaje virtual y la identificación de problemas tecnológicos ocuparon un lugar importante. Esto reforzó la idea de que el ciudadano necesitó más que acceso a tecnología; también requirió habilidades para reconocer riesgos, elegir herramientas adecuadas y usar los recursos digitales de manera productiva.

Tabla 14*Influencias y dependencia indirecta, MII*

Nº	Variable	Influencia indirecta	Dependencia indirecta
1	Participación innovación	10454	10350
2	Innovación tecnológica	8608	7249
3	Diseño centrado cliente	10454	10350
4	Gestión mejora continua	8608	7249
5	Identificar problemas tecnológicos	10454	10350
6	Selección tecnología	10454	11564
7	Seguridad gestiones online	11088	13779
8	Detección spam	13550	14958
9	Políticas privacidad	13128	14958
10	Fundamentos programación	8608	7249
11	Aprendizaje virtual	10454	9752
12	Reciclaje electrónico	8608	6660

Nota. La tabla muestra los valores de las influencias y dependencias indirectas de las variables MII, elaborado por el MICMAC.

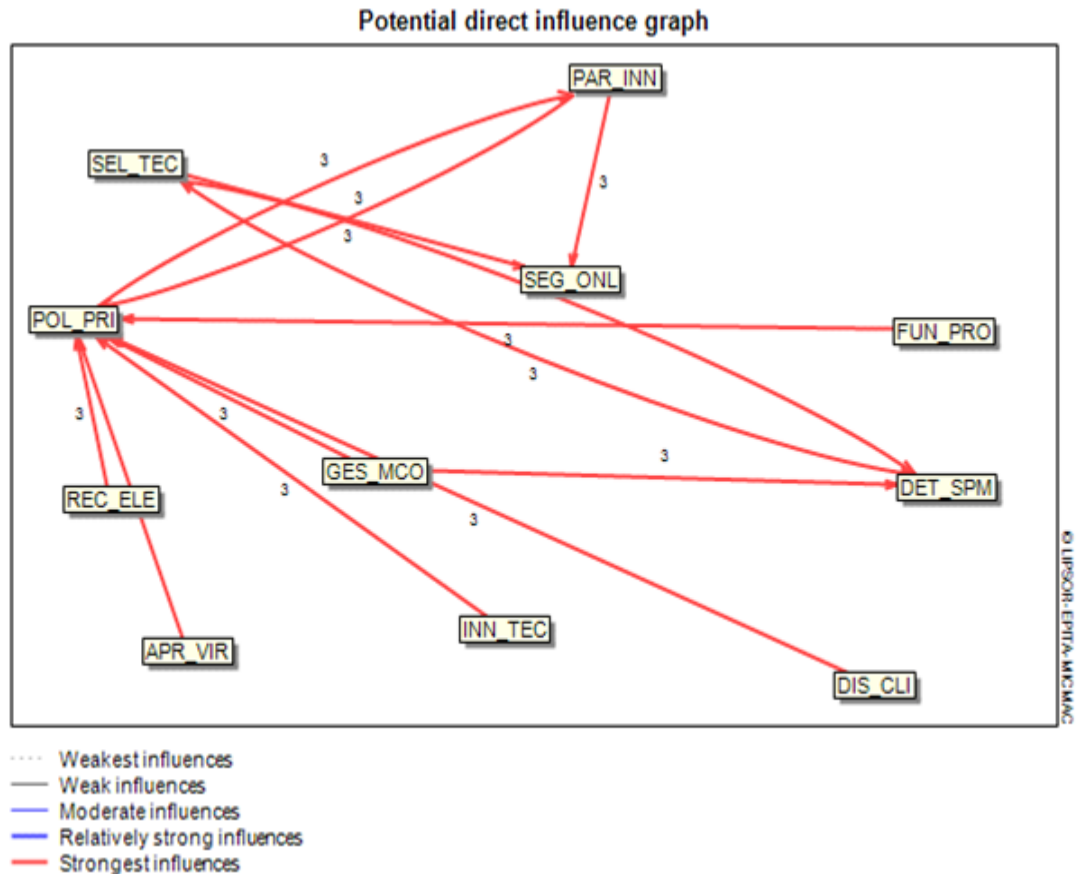
Estos resultados mostraron no solo las relaciones directas entre las variables, sino también los efectos generados por otras variables del sistema. Los niveles más altos de influencia indirecta se centraron en la detección de spam (13 550 puntos) y las políticas de privacidad (13 128 puntos). Estos valores mostraron que las dos variables afectaron al resto del sistema, incluso de forma indirecta. Esto confirmó que la seguridad digital ocupó un papel central dentro del análisis, ya que influyó sobre varias dimensiones vinculadas con el aprendizaje productivo y la adopción de innovación. Seguridad de gestiones online también alcanzó un valor importante de influencia indirecta, con 11.088 puntos. Este resultado reforzó la importancia de las capacidades relacionadas con el uso seguro de internet, debido a que su presencia se conectó con otras habilidades digitales necesarias para participar en entornos innovadores.

En cuanto a la dependencia indirecta, detección de spam y políticas de privacidad registraron los valores más altos, con 14.958 puntos cada una. Les siguió seguridad de gestiones online, con 13.779 puntos, y selección de tecnología, con 11.564 puntos. Esta situación indicó que las variables de seguridad digital fueron altamente sensibles al comportamiento del sistema, porque dependieron de otras capacidades como aprendizaje virtual, selección tecnológica, identificación de problemas y fundamentos digitales. La selección de tecnología obtuvo 10.454 puntos de influencia indirecta y 11.564 puntos de dependencia indirecta. Este resultado la ubicó como una variable relevante, ya que no solo aportó al funcionamiento del sistema, sino que también recibió efectos de otras capacidades. Su comportamiento resultó importante porque la elección adecuada de herramientas tecnológicas pudo facilitar la adopción de innovación. Por otra parte, innovación tecnológica, gestión de mejora continua, fundamentos de programación y reciclaje electrónico presentaron valores menores de influencia indirecta, con 8.608 puntos cada una. Aunque su peso fue más bajo frente a las variables de seguridad digital, mantuvieron participación dentro del sistema y aportaron al conjunto de capacidades analizadas.

La matriz de influencias confirmó que el sistema estuvo fuertemente articulado por seguridad digital, selección de tecnología y aprendizaje virtual. Los resultados mostraron que la adopción de la innovación depende de varias capacidades, como identificar riesgos, proteger información, seleccionar herramientas adecuadas y adaptarse a entornos digitales.

Figura 2

Gráfico de influencia directas



Nota. Elaboración propia con base en el procesamiento de variables mediante MICMAC con datos del MINTEL.

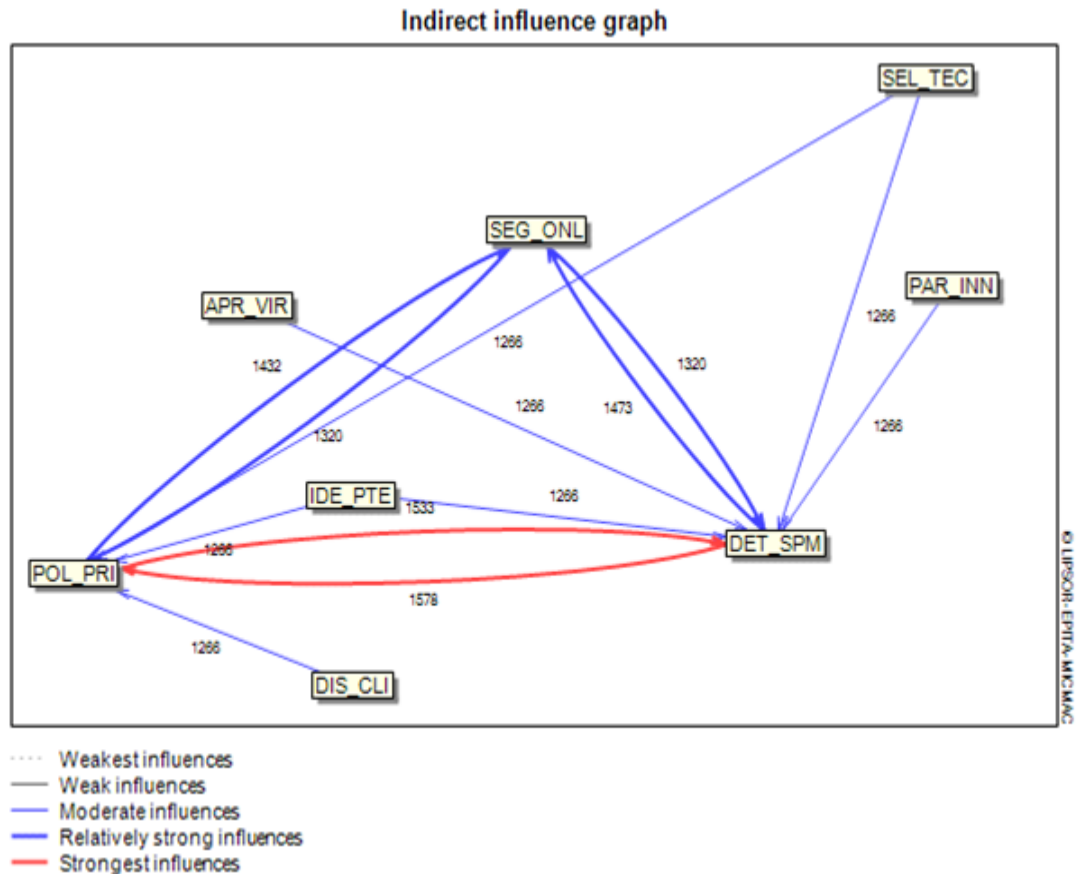
Las conexiones representadas en color rojo indicaron influencias de mayor intensidad, por lo que el análisis se concentró en las variables que tuvieron mayor capacidad para incidir sobre otras dimensiones. Se observó que políticas de privacidad (POL_PRI) ocupó una posición relevante dentro del gráfico, debido a que mantuvo varias conexiones fuertes con variables como participación en innovación (PAR_INN), selección de tecnología (SEL_TEC), detección de spam (DET_SPM), aprendizaje virtual (APR_VIR) y reciclaje electrónico (REC_ELE). Este resultado evidenció que la protección de datos y el conocimiento sobre privacidad digital formaron parte de las condiciones que fortalecieron el uso responsable de la tecnología.

La variable detección de spam (DET_SPM) también presentó una ubicación importante dentro de la red, su relación con seguridad de gestiones online (SEG_ONL), selección de tecnología (SEL_TEC), gestión de mejora continua (GES_MCO) y políticas de privacidad (POL_PRI) reflejó que la prevención de riesgos digitales estuvo asociada con varias capacidades del aprendizaje productivo, esto mostró que el ciudadano no solo necesitó acceder a herramientas digitales, sino también reconocer amenazas y actuar con prudencia dentro de entornos virtuales. Participación en innovación (PAR_INN) apareció vinculada con variables de seguridad y selección tecnológica, lo que confirmó que la adopción de innovación no dependió de un solo factor. La relación con SEG_ONL y POL_PRI sugirió que la confianza en el uso de plataformas digitales pudo favorecer una mayor disposición hacia experiencias innovadoras.

Esto permitió identificar que las relaciones más fuertes se concentraron en seguridad digital, privacidad, selección tecnológica y detección de riesgos, los resultados reforzaron la interpretación del MICMAC, ya que la innovación apareció como un proceso conectado con capacidades digitales prácticas, especialmente aquellas que permitieron usar la tecnología con mayor seguridad, criterio y orientación productiva..

Figura 3

Gráfico de influencia indirecta



Nota. Elaboración propia con base en el procesamiento de variables mediante MICMAC con datos del MINTEL.

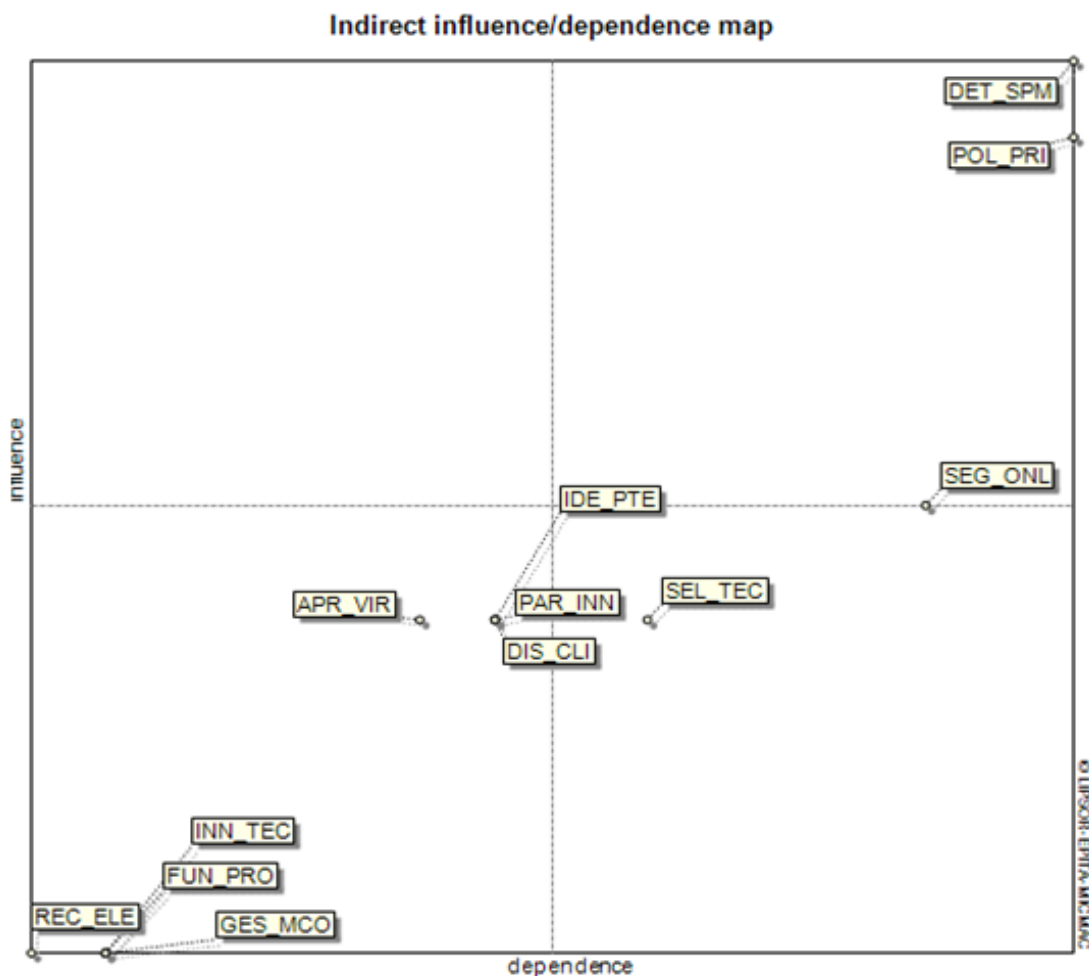
El gráfico mostró que las influencias indirectas se concentraron principalmente alrededor de la seguridad digital, las variables con mayor presencia fueron detección de spam, políticas de privacidad y seguridad de gestiones online, las cuales ocuparon una posición relevante dentro de la red de relaciones, esto indicó que dichas capacidades no actuaron de manera aislada, sino que conectaron con otras variables del sistema y ayudaron a explicar cómo se organizó la adopción de innovación.

La relación entre estas variables evidenció que el uso productivo de la tecnología necesitó condiciones mínimas de confianza, protección de datos y prevención de

riesgos digitales. En ese sentido, la innovación no dependió únicamente del acceso a herramientas tecnológicas, sino también de la capacidad del ciudadano para identificar amenazas, cuidar su información y usar plataformas digitales con mayor seguridad..

Figura 4

Mapa de influencia y dependencia directa



Nota. La grafica muestra los diferentes cuadrantes para identificar las variables que tiene más influencia y dependencia.

El mapa de influencia y dependencia permitió identificar las variables con mayor motricidad, es decir, aquellas con mayor capacidad para incidir sobre el sistema, así como las variables con mayor dependencia, cuyo comportamiento estuvo condicionado por otras dimensiones. La distribución por cuadrantes facilitó la

diferenciación entre factores de cambio, variables sensibles y elementos con menor participación dentro de la dinámica general del sistema.

En la zona de conflicto, ubicada en el cuadrante superior derecho, se situaron detección de spam (DET_SPM) y políticas de privacidad (POL_PRI). Estas variables presentaron alta influencia y dependencia, por lo que se consideraron factores sensibles dentro del sistema. Cualquier variación en ellas pudo generar efectos sobre otras dimensiones, aunque su comportamiento también dependió de capacidades como seguridad de gestiones online, selección tecnológica y aprendizaje digital. Esta ubicación evidenció que la seguridad digital constituye un componente relevante para comprender la adopción de innovación, ya que el uso seguro de plataformas digitales requiere confianza, protección de datos y capacidad para reconocer riesgos tecnológicos.

Las variables identificación de problemas tecnológicos, selección de tecnología, participación en innovación, diseño centrado en el cliente y aprendizaje virtual se ubicaron en posiciones intermedias dentro del plano. Aunque no alcanzaron los niveles más altos de influencia y dependencia, mantuvieron una relación importante con la dinámica central del sistema. Este resultado mostró que la adopción de innovación se asocia con habilidades prácticas, como reconocer problemas tecnológicos, elegir herramientas adecuadas y fortalecer el aprendizaje mediante entornos digitales.

Por otra parte, innovación tecnológica, fundamentos de programación, reciclaje electrónico y gestión de mejora continua se ubicaron en la zona de independencia, con menor influencia y dependencia dentro del sistema analizado. Esto no significa que carezcan de importancia, sino que su peso estructural fue menor en comparación con las variables vinculadas a la seguridad digital. En conjunto, el mapa permitió evidenciar que el aprendizaje productivo no depende únicamente del acceso a tecnología, sino de la articulación entre habilidades digitales, confianza, selección adecuada de herramientas y uso responsable de los recursos tecnológicos.

4.1.2 Análisis de los resultados del objetivo explicativo

Una vez descritas las principales condiciones de la adopción de innovación y de la capacidad de aprendizaje productivo mediante el análisis de frecuencias y el método MICMAC, se procedió con el análisis explicativo, por lo cual se determina si las variables seleccionadas no solo se relacionaron dentro del sistema, sino si también contribuyeron estadísticamente a explicar la participación en innovación.

Para ello, se aplicaron modelos econométricos de respuesta binaria Logit y Probit, debido a que la variable dependiente presentó dos posibles resultados: participar o no participar en innovación. En este sentido, el análisis explicativo permitió estimar la probabilidad de que un ciudadano adopte innovación a partir de capacidades digitales vinculadas con gestión de mejora continua, selección de tecnología, fundamentos de programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico.

Se utilizaron ambos modelos para comprobar la estabilidad de los resultados, logit facilita la interpretación con razones de posibilidades u Odds ratios, mientras que el probit permite verificar el ajuste con una función de distribución normal acumulada. Así, aportó datos para confirmar la hipótesis de la investigación y ver cómo la capacidad de aprender a hacer cosas nuevas influye en la adopción de la innovación.

Tabla 15

Matriz de correlación entre variables del modelo.

Variables	PAR_INN	INN_TEC	DIS_CLI	GES_MCO	IDE_PTE	SEL_TEC	SEG_ONL	DET_SPM	POL_PRI	FUN_PRO	APR_VIR	REC_ELE
PAR_INN	1.0000											
INN_TEC	0.3557	1.0000										
DIS_CLI	0.3563	0.6263	1.0000									
GES_MCO	0.3291	0.5886	0.6796	1.0000								
IDE_PTE	0.5585	0.2907	0.2848	0.2772	1.0000							
SEL_TEC	0.6606	0.3574	0.3810	0.2520	0.7195	1.0000						
SEG_ONL	0.3505	0.2188	0.2263	0.2687	0.3341	0.3945	1.0000					
DET_SPM	0.5340	0.2396	0.2353	0.2156	0.5573	0.5394	0.4375	1.0000				
POL_PRI	0.5522	0.3265	0.2965	0.2782	0.5409	0.5467	0.4040	0.6580	1.0000			

FUN_PRO	0.6008	0.2664	0.2840	0.2379	0.5927	0.6004	0.2987	0.5220	0.5020	1.0000		
APR_VIR	0.5433	0.2440	0.2930	0.2576	0.4080	0.4287	0.3914	0.4776	0.4717	0.4661	1.0000	
REC_ELE	0.5106	0.3222	0.2707	0.2067	0.5692	0.5248	0.3143	0.4322	0.4476	0.5003	0.3440	1.0000

Nota. Elaboración propia matriz de correlación, datos del MINTEL.

La matriz de correlación permitió observar una relación positiva entre las variables analizadas, esto indicó que las capacidades digitales mantuvieron una conexión coherente con la participación en innovación, ya que los valores no mostraron relaciones inversas ni comportamientos contradictorios dentro del sistema. Los resultados más relevantes se concentraron en variables vinculadas con selección de tecnología, fundamentos de programación, identificación de problemas tecnológicos, aprendizaje virtual y seguridad digital. Estas dimensiones presentaron una asociación más fuerte con la participación en innovación, lo cual evidenció que el comportamiento innovador estuvo relacionado con habilidades prácticas para elegir herramientas, resolver dificultades técnicas, adquirir conocimientos digitales y proteger la información en entornos virtuales.

También se identificaron relaciones importantes entre las propias capacidades digitales, la asociación entre identificación de problemas tecnológicos y selección de tecnología fue una de las más altas, lo que reflejó una relación lógica: quien reconoció una dificultad técnica tuvo mejores condiciones para elegir una solución adecuada. De igual manera, la relación entre detección de spam y políticas de privacidad mostró que la seguridad digital formó un bloque relevante dentro del análisis.

Los resultados confirmaron que la adopción de innovación no dependió de una sola variable, sino de un conjunto de capacidades conectadas entre sí, por ello, la matriz aportó una base útil para avanzar hacia el análisis explicativo, ya que permitió reconocer qué variables tuvieron mayor cercanía con la participación en innovación y cuáles fortalecieron la estructura del aprendizaje productivo.

Tabla 16

Estimación modelos econométricos Logit y Probit

Variables	Logit	Probit
------------------	--------------	---------------

Constante	-3.476*** (0.304)	-1.977*** (0.147)
Gestión mejora continua	1.125** (0.382)	0.664** (0.210)
Selección tecnología	2.225*** (0.377)	1.242*** (0.213)
Fundamentos programación	1.369** (0.419)	0.796*** (0.237)
Aprendizaje virtual	1.875*** (0.372)	1.058*** (0.205)
Reciclaje electrónico	1.196** (0.435)	0.699** (0.238)
Log-verosimilitud	-113.587	-112.113
Observaciones	428	428

Nota. Elaboración propia estimaciones Logit y Probit, datos del MINTEL.

La estimación de los modelos Logit y Probit confirmó que las capacidades asociadas al aprendizaje productivo tuvieron un efecto favorable sobre la participación en innovación. Los signos positivos de todos los coeficientes indicaron que la presencia de estas habilidades elevó la probabilidad de que los ciudadanos empresariales se vinculen con prácticas innovadoras. Además, los resultados fueron válidos estadísticamente porque todas las variables tuvieron valores relevantes en ambos modelos. La selección de tecnología presentó el mayor peso dentro de la estimación, porque tuvo los mejores resultados en las dos estimaciones, este hallazgo muestra que elegir bien las herramientas digitales es clave para innovar. A su vez, el aprendizaje virtual también alcanzó un peso importante, lo cual evidenció que el acceso a espacios digitales de formación fortaleció la posibilidad de adquirir conocimientos y aplicarlos en contextos productivos.

El resto de las variables aportaron efectos positivos y consistentes al modelo. Por eso, la gestión de mejora continua se relacionó con la capacidad de ajustar procesos; los fundamentos de programación aportaron una base técnica para resolver problemas; y el reciclaje electrónico incorporó una dimensión de responsabilidad frente al uso de la tecnología.

La innovación no depende de una sola habilidad, sino de varios conocimientos, prácticas y habilidades digitales. El modelo Probit tuvo una log-verosimilitud de -112,113, mejor que la del Logit, que fue -113,587. Este resultado otorgó una ligera ventaja relativa al modelo Probit y ambos modelos concluyeron lo mismo: que la capacidad de aprendizaje productivo influyó de manera positiva en la adopción de la innovación por parte de los ciudadanos empresariales analizados.

Tabla 17

Odds ratios del modelo Logit y Probit

Variable	Logit_exp	Probit_exp
Constante	0.021	0.113
Gestión mejora continua	2.851	1.823
Selección tecnología	8.105	3.284
Fundamentos programación	3.217	2.000
Aprendizaje virtual	5.233	2.498
Reciclaje electrónico	2.979	1.856

Nota. Elaboración propia Logit y Probit, datos del MINTEL

Los valores exponenciales de los coeficientes permitieron comparar la dirección y magnitud relativa de las variables incluidas en los modelos Logit y Probit. En el caso del modelo Logit, estos valores se interpretaron como razones de posibilidades u odds ratios, debido a que este modelo utiliza una función logística. Por tanto, los valores superiores a 1 indicaron que la presencia de cada capacidad aumentó las posibilidades de participar en innovación, manteniendo constantes las demás variables.

La selección de tecnología presentó el mayor valor en el modelo Logit, con 8,105, lo que evidenció que esta capacidad tuvo el mayor peso relativo en la participación en innovación. De igual manera, el aprendizaje virtual registró un valor de 5,233, lo que confirmó la importancia de los espacios digitales de formación para fortalecer la adopción de innovación. También se observaron valores superiores a uno en fundamentos de programación, gestión de mejora continua y reciclaje electrónico, lo

cual mostró que estas capacidades aportaron positivamente al comportamiento innovador de los ciudadanos empresariales analizados.

En el modelo Probit, los valores exponenciales no se interpretaron como Odds ratios, debido a que este modelo se basa en la función de distribución normal acumulada. Por esta razón, los valores Probit_exp se utilizaron únicamente como referencia comparativa de la magnitud relativa de los coeficientes. La interpretación principal del Probit se realizó mediante el signo positivo de los coeficientes, su significancia estadística y las probabilidades estimadas. En conjunto, ambos modelos mostraron resultados coherentes, ya que las mismas variables mantuvieron una relación positiva con la adopción de innovación.

Tabla 18

Prueba de bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow

Modelo	X-squared	df	p-value
Probit	5.2644	3	0.1534
Logit	6.2071	3	0.102

Nota. Elaboración propia bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow Logit y Probit, datos del MINTEL

La prueba de bondad de ajuste de Hosmer-Lemeshow permitió comparar los valores observados con las probabilidades estimadas por cada modelo, con el propósito de verificar si existieron diferencias estadísticamente significativas entre ambos resultados. En este caso, los valores p-value fueron superiores al nivel de significancia de 0,05 en los dos modelos. El Probit llegó a 0,1534 y el Logit a 0,102. El resultado muestra que los modelos tienen una buena correspondencia entre las probabilidades estimadas y los datos observados.

El modelo Probit mostró un valor X-squared menor (5,2644) y un valor p-value más alto, esto refleja un ajuste ligeramente más favorable. No obstante, la diferencia entre los modelos no fue amplia, por lo que tanto el Logit como el Probit resultaron

adecuados para explicar la participación en innovación. En conjunto, la prueba respaldó la confiabilidad del análisis econométrico, ya que las variables seleccionadas permitieron representar de forma aceptable el comportamiento de la adopción de innovación en la población analizada.

Tabla 19

Promedio de probabilidades proyectadas o umbral promedio

Modelo	Umbral promedio
Logit	0.249999
Probit	0.249241

Nota. Elaboración propia.

Los valores obtenidos del umbral fueron muy cercanos entre sí: el modelo Logit registró un umbral promedio de 0,249999, mientras que el modelo Probit alcanzó 0,249241. Esta similitud mostró que ambos modelos estimaron una proporción esperada de participación en innovación prácticamente equivalente.

El resultado fue coherente con la distribución observada de la variable dependiente. La diferencia entre Logit y Probit fue mínima, de solo 0,000758 puntos, lo que confirma que las predicciones son estables. Los modelos mostraron la misma probabilidad de innovación, aunque usaron funciones de enlace distintas.

El umbral promedio mostró que las probabilidades estimadas se mantuvieron iguales que la proporción real de casos positivos, por lo que el análisis no mostró señales de sobreestimación ni subestimación relevante en la predicción general del evento.

Tabla 20

Diagnostico prueba de multicolinealidad

Variable	Logit VIF	Probit VIF
Gestión mejora continua	1.010829	1.005926
Selección tecnología	1.124843	1.182866
Fundamentos programación	1.102844	1.173117

Aprendizaje virtual	1.033304	1.028431
Reciclaje electrónico	1.073917	1.103622

Nota. Elaboración propia.

El diagnóstico de multicolinealidad mediante el Factor de Inflación de la Varianza, aplicado a los modelos Logit y Probit, los resultados mostraron valores muy cercanos a 1 en todas las variables, tanto en la estimación logística como en la Probit. Este comportamiento indicó que las variables explicativas no presentaron una relación excesiva entre sí. En el modelo Logit, los valores VIF oscilaron entre 1,010829 y 1,124843. En el modelo Probit, el rango se ubicó entre 1,005926 y 1,182866, estos resultados estuvieron muy por debajo del límite de referencia comúnmente aceptado de 5, por lo que no se evidenció un problema relevante de multicolinealidad dentro de las estimaciones.

La variable con el valor más alto fue selección de tecnología, con 1,124843 en Logit y 1,182866 en Probit, a pesar de presentar el mayor valor dentro de la tabla, este nivel continuó bajo y no representó riesgo para la estabilidad del modelo. Las demás variables también tuvieron valores bajos, lo que confirmó que cada una aportó información útil al análisis. La prueba validó que la gestión de mejora continua, la selección de tecnología, los fundamentos de programación, el aprendizaje virtual y el reciclaje electrónico no distorsionaron los modelos. Por tanto, los coeficientes estimados se interpretaron bien y no hubo demasiada información duplicada entre las variables independientes.

Tabla 21

Prueba Ljung-Box sobre residuos de Pearson

Modelo	X-squared	p-value
Logit	1.6271	0.2021
Probit	1.3896	0.2385

Nota. Elaboración propia.

La prueba Ljung-Box se incorporó como una revisión complementaria de independencia residual, debido a que la base utilizada fue de corte transversal y no de series de tiempo. En este contexto, el orden de las observaciones no representó una secuencia temporal, por lo que esta prueba no constituyó un diagnóstico principal del modelo. Los resultados mostraron p-valores superiores a 0,05 en Logit y Probit, lo cual no evidenció dependencia residual bajo esta verificación adicional. Sin embargo, la validez principal del modelo se sustentó en los indicadores de ajuste, multicolinealidad, errores robustos, matriz de clasificación y curva ROC.

Tabla 22

Criterio de información de Akaike (AIC)

Modelo	df	AIC
Logit	6	239.174
Probit	6	236.227

Nota. Elaboración propia.

El Criterio de Información de Akaike (AIC) para los modelos Logit y Probit, ambos modelos tuvieron el mismo número de parámetros, con 6 grados de libertad, por lo que la comparación resultó adecuada y directa. En este caso, el AIC permitió evaluar el equilibrio entre el ajuste del modelo y su nivel de complejidad.

El modelo Logit registró un AIC de 239,174, mientras que el modelo Probit alcanzó un valor de 236,227. La diferencia favoreció al Probit, debido a que un menor AIC refleja una mejor combinación entre capacidad explicativa y parsimonia. Este resultado sugirió que el Probit representó de forma ligeramente más eficiente la relación entre las capacidades de aprendizaje productivo y la participación en innovación.

Aunque la distancia entre ambos valores no fue amplia, el criterio mostró una ventaja relativa del modelo Probit. Esto indicó que, con la misma cantidad de variables, dicho modelo logró un ajuste más favorable frente al Logit. Por tanto, la comparación

mediante AIC aportó un elemento adicional para valorar el desempeño de las estimaciones econométricas aplicadas en el estudio.

Tabla 23

Modelo Probit con errores estándar robustos

Variable	Estimate	Std. Error	z-value	p-value
Constante	-1.97658	0.12769	-15.4797	0.000***
Gestión mejora continua	0.66359	0.23816	2.7863	0.005**
Selección tecnología	1.24220	0.21609	5.7485	0.000***
Fundamentos programación	0.79635	0.26598	2.9940	0.002**
Aprendizaje virtual	1.05800	0.22088	4.7900	0.000***
Reciclaje electrónico	0.69902	0.22479	3.1096	0.001**

Nota. Elaboración propia.

La corrección de estimación del modelo Probit con errores estándar robustos permitió fortalecer la precisión de la inferencia estadística, especialmente después de identificar problemas de heterocedasticidad en el diagnóstico previo. Los coeficientes conservaron signos positivos en todas las variables explicativas, lo que confirmó una relación favorable entre las capacidades digitales y la participación en innovación.

La selección de tecnología mantuvo el mayor coeficiente del modelo, con un valor de 1,24220 y un nivel de significancia alto. Este resultado mostró que la capacidad para escoger herramientas tecnológicas adecuadas tuvo el mayor peso dentro de la estimación. El aprendizaje virtual influyó en la adopción de la innovación, con un coeficiente de 1,05800.

La programación, la mejora continua y el reciclaje electrónico fueron importantes. El conocimiento técnico, la capacidad para mejorar procesos y la responsabilidad con los recursos tecnológicos fueron factores que explicaron la participación innovadora. Aunque sus coeficientes fueron menores frente a selección tecnológica y aprendizaje virtual, su aporte fue consistente dentro del modelo. Los resultados no cambiaron al

aplicar errores robustos. Las variables siguieron siendo importantes y mostraron una relación positiva con la adopción de innovación. Esto demostró que el modelo Probit dio resultados estables, incluso después de corregir posibles errores en los datos.

Tabla 24

Cálculo que si participa o no participa.

Predicho	No participa	Si participa	Total
No	307	14	321
Si	31	76	107
Total	338	90	428

Nota. Resultados obtenidos en R a partir del modelo Probit estimado.

La matriz de clasificación permitió comparar los valores observados con los valores predichos por el modelo respecto a la participación en innovación. Los resultados mostraron que el modelo clasificó correctamente 307 casos de no participación y 76 casos de participación. En total, se registraron 383 aciertos de 428 observaciones, lo que representó una precisión general de 89,5 %.

El modelo identificó con mayor facilidad los casos de no participación, debido a que esta categoría fue predominante en la muestra. De los 321 casos que realmente no participaron en innovación, 307 fueron clasificados correctamente y 14 fueron clasificados erróneamente como participantes, por lo que estos últimos correspondieron a falsos positivos. En cambio, de los 107 casos que sí participaron en innovación, 76 fueron identificados correctamente y 31 fueron clasificados como no participantes, por lo que estos correspondieron a falsos negativos.

Estos resultados muestran que el modelo tuvo una capacidad predictiva favorable, aunque presentó mayor precisión para reconocer la ausencia del evento. Esta situación fue coherente con la distribución de la variable dependiente, debido a que la no participación en innovación concentró el 75 % de las observaciones. Por ello, la matriz

de clasificación debe interpretarse junto con la curva ROC y el punto de corte óptimo, ya que estos indicadores permiten evaluar de mejor manera la capacidad discriminante del modelo.

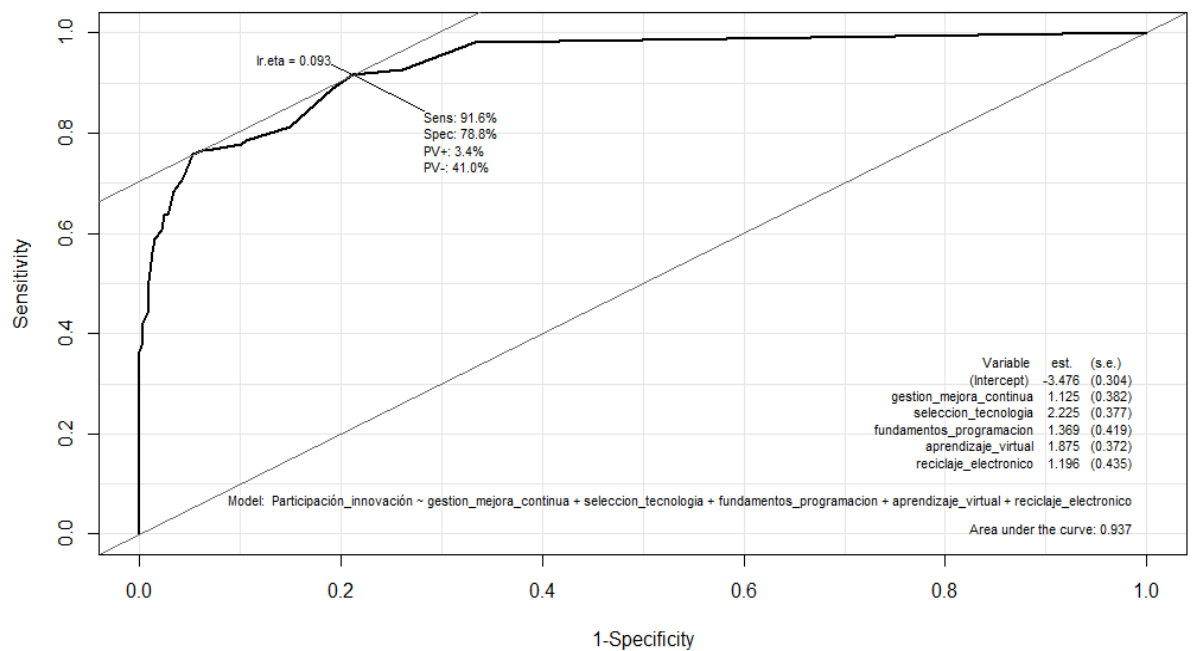
Curva Receiver Operating Characteristic (ROC)

La curva Receiver Operating Characteristic (ROC) se utilizó para evaluar la capacidad predictiva del modelo Logit en la clasificación de la participación en innovación. Esta herramienta sirvió para ver si las probabilidades estimadas diferenciaban bien entre los casos que participaron y los que no participaron en procesos innovadores.

Su aplicación fue importante porque el análisis econométrico debía mostrar variables significativas y comprobar la capacidad del modelo para clasificar bien las observaciones. La curva ROC ofrece una forma visual y estadística de valorar el modelo antes de analizar sus resultados predictivos.

Figura 5

Curva ROC con punto óptimo de clasificación



Nota. Resultados obtenidos en R a partir del modelo Logit estimado.

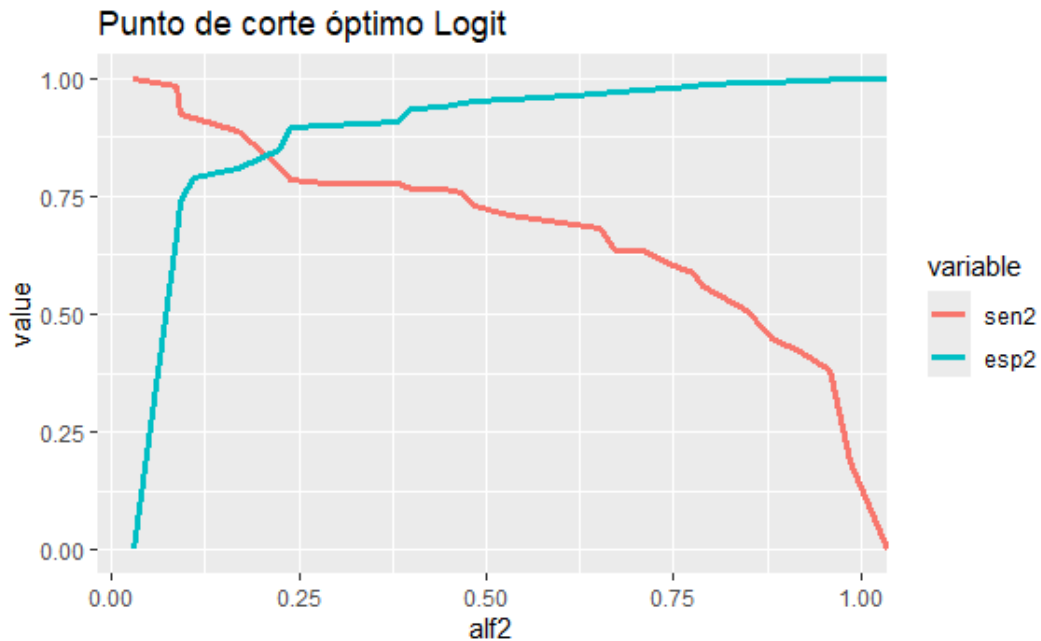
La curva Receiver Operating Characteristic (ROC) permitió evaluar la capacidad del modelo Logit para discriminar entre ciudadanos empresariales que participaron y no participaron en innovación. Esta herramienta comparó la sensibilidad y la tasa de falsos positivos a través de distintos puntos de corte, por lo que ofreció una evaluación más completa que la precisión general de la matriz de clasificación.

El área bajo la curva fue aproximadamente 0,937, valor que evidenció una alta capacidad de discriminación. Esto significa que el modelo logró diferenciar adecuadamente entre los casos con participación en innovación y aquellos sin participación. La diagonal de referencia representó una clasificación aleatoria, por lo que una curva ubicada por encima de esa línea indicó un desempeño predictivo favorable.

El punto de corte óptimo fue cercano a 0,093, con una sensibilidad de 91,6 % y una especificidad de 78,8 %. Este umbral fue menor que 0,5 debido a que la proporción de casos positivos fue reducida dentro de la muestra. Por esta razón, utilizar un punto de corte más bajo permitió identificar mejor a los ciudadanos empresariales que sí participaron en innovación, sin perder de manera importante la capacidad de reconocer a quienes no participaron.

Figura 6

Punto de corte óptimo del modelo Logit



Nota. Resultados obtenidos en R a partir del modelo Logit estimado.

La figura mostró la relación entre sensibilidad y especificidad a través de distintos puntos de corte del modelo Logit, así, estas medidas presentan un comportamiento inverso, debido a que un umbral más bajo permite identificar un mayor número de casos positivos, pero también puede aumentar los falsos positivos. Por esta razón, la elección del punto de corte no debe realizarse de forma arbitraria, sino mediante un equilibrio entre ambas medidas.

El punto cercano a 0,093 ofreció una combinación adecuada entre sensibilidad y especificidad, por lo tanto, este resultado fue coherente con la baja proporción de casos positivos en la variable dependiente, ya que solo el 25 % de la muestra participó en innovación. Por tanto, el uso de un punto de corte inferior a 0,5 permitió mejorar la identificación de los ciudadanos empresariales que sí participaron en innovación y fortaleció la utilidad predictiva del modelo.

4.2 Verificación de la hipótesis

H0: La capacidad de aprendizaje productivo no influyó significativamente en la adopción de innovación del ciudadano en el Ecuador.

H1: La capacidad de aprendizaje productivo influyó positivamente en la adopción de innovación del ciudadano en el Ecuador.

Con base en los resultados obtenidos mediante los modelos Logit y Probit, se evidenció que la capacidad de aprendizaje productivo mantuvo una relación positiva y estadísticamente significativa con la adopción de innovación de los ciudadanos empresariales en el Ecuador. Las variables gestión de mejora continua, selección de tecnología, fundamentos de programación, aprendizaje virtual y reciclaje electrónico presentaron coeficientes positivos y valores p menores a 0,05, lo que confirmó su contribución dentro del modelo.

El modelo Logit permitió complementar la interpretación mediante odds ratios, los cuales fueron superiores a uno en todas las variables explicativas. Esto indicó que la presencia de estas capacidades aumentó las posibilidades de participar en procesos de innovación. Por su parte, el modelo Probit confirmó la estabilidad de los resultados mediante coeficientes positivos y significativos, incluso después de aplicar errores estándar robustos.

Los indicadores de validación reforzaron la consistencia del análisis. La prueba Hosmer-Lemeshow presentó valores p superiores a 0,05, el VIF descartó problemas relevantes de multicolinealidad, el AIC favoreció ligeramente al modelo Probit y la curva ROC mostró un área cercana a 0,937, lo que evidenció una alta capacidad de discriminación. En consecuencia, se rechazó la hipótesis nula y se aceptó la hipótesis alternativa. Por tanto, se concluyó que el fortalecimiento de capacidades asociadas al aprendizaje productivo incrementó la probabilidad de adopción de innovación en los ciudadanos empresariales analizados.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES

5.1 Conclusiones

La investigación evaluó la influencia del aprendizaje productivo en la adopción de innovación en personas ecuatorianas vinculadas a actividades empresariales, comerciales o productivas. Los resultados evidenciaron que la adopción de innovación no depende solo del acceso a herramientas digitales, sino también de capacidades asociadas con el aprendizaje, la selección tecnológica, la seguridad digital y la mejora continua. En este sentido, el aprendizaje productivo se confirma como una expresión actual del capital humano y de la economía del conocimiento, ya que transforma las habilidades digitales en condiciones concretas para innovar.

El primer objetivo se cumplió mediante el análisis descriptivo y estructural de las variables, por lo que, los resultados mostraron que solo el 25 % participó en experiencias de innovación, mientras que varias competencias digitales presentaron porcentajes bajos, principalmente en programación, reciclaje electrónico y mejora continua. Esta situación reflejó diferencias importantes en el desarrollo de habilidades digitales orientadas al aprendizaje productivo en el Ecuador.

El análisis MICMAC permitió identificar las variables con mayor influencia dentro del sistema, especialmente aquellas relacionadas con la seguridad digital. Este resultado mostró que la adopción de innovación no depende únicamente de capacidades técnicas, sino también de la confianza, la protección de datos y la prevención de riesgos digitales. Por esta razón, los procesos de formación deben incorporar contenidos sobre seguridad, uso responsable de internet y manejo crítico de herramientas tecnológicas.

Los modelos econométricos confirmaron que el aprendizaje productivo influye positivamente en la adopción de innovación, ya que, entre los factores más relevantes se encontraron la selección de tecnología y el aprendizaje virtual, debido a que elegir herramientas adecuadas y acceder a formación digital incrementa la posibilidad de participar en procesos innovadores. De esta manera, la investigación evidenció que el

aprendizaje productivo fortalece el conocimiento individual y mejora la disposición para adoptar nuevas prácticas, herramientas o tecnologías.

La hipótesis alternativa se aceptó, debido a que la evidencia mostró una relación positiva y significativa entre aprendizaje productivo y adopción de innovación, con valores (p) menores a 0,05 y coeficientes positivos en los modelos Logit y Probit. Además, esta decisión se respaldó en odds ratios mayores que uno, buen ajuste del modelo, ausencia de multicolinealidad y una curva ROC con un AUC cercano a 0,937, valor que reflejó una alta capacidad predictiva.

En conjunto, el estudio demostró que la adopción de innovación en los ciudadanos empresariales analizados se relacionó con capacidades de aprendizaje productivo, adaptación tecnológica y uso seguro de herramientas digitales. Los resultados permitieron evidenciar que la innovación no depende únicamente del acceso a tecnología, sino también de la capacidad para seleccionar herramientas, aprender en entornos virtuales, mejorar procesos, comprender fundamentos digitales y asumir prácticas responsables frente al uso tecnológico. Por tanto, los hallazgos aportan evidencia útil para orientar programas de formación digital, fortalecer el uso productivo de la tecnología y promover acciones dirigidas a mejorar la participación de los ciudadanos empresariales en la economía digital ecuatoriana.

5.2 Limitaciones del estudio

La primera limitación del estudio fue el uso de información secundaria proveniente de la base de datos del MINTEL. Esta condición permitió trabajar con datos institucionales relevantes; sin embargo, restringió la incorporación de variables socioeconómicas y empresariales más amplias, como nivel educativo, ingresos, experiencia del negocio, acceso a financiamiento, conectividad del hogar, antigüedad de la actividad productiva y ubicación territorial más específica. La ausencia de estos indicadores limitó la posibilidad de explicar con mayor detalle las diferencias existentes entre los ciudadanos empresariales analizados y su capacidad para adoptar innovación.

La segunda limitación se relacionó con el carácter transversal de la información. Los datos permitieron analizar la relación entre aprendizaje productivo y adopción de

innovación en un momento específico, pero no permitieron observar cambios a lo largo del tiempo. Por esta razón, no fue posible determinar si las capacidades digitales mejoraron, se mantuvieron o disminuyeron en periodos posteriores. En consecuencia, los resultados deben interpretarse como una aproximación estadística y estructural al comportamiento de las variables en el momento de la encuesta, mas no como una explicación definitiva de su evolución temporal

5.3 Futuras temáticas de investigación

En futuras investigaciones se recomienda incorporar variables socioeconómicas, demográficas y empresariales más específicas, como edad, nivel educativo, ingresos, condición laboral, acceso a internet, experiencia del negocio, formalización, financiamiento y tamaño de empresa. La inclusión de estos indicadores permitiría identificar con mayor precisión qué grupos de ciudadanos empresariales presentan mejores oportunidades o mayores barreras para adoptar innovación. Además, estos elementos fortalecerían el análisis económico, ya que permitirían construir modelos econométricos más completos para explicar no solo el efecto de las capacidades digitales, sino también la influencia de las condiciones económicas, sociales y territoriales.

También se recomienda profundizar en la adopción de innovación en microempresas, negocios y emprendimientos, debido a que la muestra analizada estuvo conformada principalmente por unidades económicas pequeñas. Este tipo de estudio permitiría examinar cómo la capacitación digital, la formalización, el acceso a mercados, el financiamiento y el uso de plataformas virtuales influyen en la innovación productiva. Para fortalecer el análisis, podrían aplicarse modelos con efectos marginales, estudios comparativos entre regiones o datos de panel que permitan observar la evolución de las capacidades digitales y de la innovación a lo largo del tiempo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acemoglu, D. (2009). *Introduction to modern economic growth*. Princeton University Press.
- Adel, N. (2024). The impact of digital literacy and technology adoption on financial inclusion: Evidence from emerging economies in Africa, Asia, and Latin America. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 8 (15), 9517. <https://doi.org/10.24294/jipd.v8i15.9517>
- Aghion, P., & Howitt, P. (1992). A model of growth through creative destruction. *Econometrica*, 60 (2), 323–351. <https://doi.org/10.2307/2951599>
- Agresti, A. (2013). *Categorical data analysis* (3rd ed.). Wiley.
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50 (2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- Arias, F. G. (2012). *El proyecto de investigación: Introducción a la metodología científica* (6.^a ed.). Episteme.
- Arias Gonzáles, J. L. (2021). *Diseño y metodología de la investigación. Enfoques* Consulting EIRL.
- Audrin, B., Audrin, C., & Salamin, X. (2024). Digital skills at work: Conceptual development and empirical validation of a measurement scale. *Technological Forecasting and Social Change*, 202, 123279. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123279>
- Avenyo, E. K., & Bell, J. (2024). Determinants of digital technologies' adoption in South African manufacturing: Evidence from a firm-level survey. *South African Journal of Economics*, 92 (2), 235–259. <https://doi.org/10.1111/saje.12378>
- Awwad, M. S., Abuhommous, A. A. A., & Adaileh, A. M. (2025). Unravelling the relationship between absorptive capacity, innovation, and financial performance: A longitudinal study. *International Journal of Innovation Studies*, 9(2), 116–128. <https://doi.org/10.1016/j.ijis.2025.02.001>
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2023). *Desarrollo de habilidades digitales en América Latina y el Caribe: Cómo aumentar el uso significativo de la conectividad digital*. Banco Interamericano de Desarrollo.

- <https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/Desarrollo-de-habilidades-digitales-en-America-Latina-y-el-Caribe-Como-aumentar-el-uso-significativo-de-la-conectividad-digital.pdf>
- Becker, G. S. (1993). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education* (3rd ed.). University of Chicago Press.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
- CAF. (2022). *Desigualdades heredadas: El rol de las habilidades, el empleo y la riqueza en las oportunidades de las nuevas generaciones*. Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe.
<https://scioteca.caf.com/handle/123456789/1981>
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics: Methods and applications*. Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511811241>
- Castells, M. (1996). *The rise of the network society*. Blackwell
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2021). *Digital technologies for a new future*. CEPAL. <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/46817>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2022). *A digital path for sustainable development in Latin America and the Caribbean*. CEPAL.
<https://repositorio.cepal.org/handle/11362/48461>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2024). *Panorama social de América Latina y el Caribe 2024*. CEPAL. <https://www.cepal.org>
- Cheng, C., Gao, Q., Ju, K., & Ma, Y. (2024). How digital skills affect farmers' agricultural entrepreneurship? An explanation from factor availability. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9(2), 100477.
<https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100477>
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128–152. <https://doi.org/10.2307/2393553>
- Comin, D., & Hobijn, B. (2010). An exploration of technology diffusion. *American Economic Review*, 100(5), 2031–2059.
<https://doi.org/10.1257/aer.100.5.2031>

- Cristache, N., Croitoru, G., & Florea, N. V. (2025). The influence of knowledge management on innovation and organizational performance. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10(5), 100793.
<https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100793>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
<https://doi.org/10.2307/249008>
- Drucker, P. F. (1993). *Post-capitalist society*. HarperBusiness.
- Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., Tamilmani, K., & Raman, R. (2020). A meta-analysis based modified unified theory of acceptance and use of technology. *Information Systems Frontiers*, 22, 719–734. <https://doi.org/10.1007/s10796-020-10047-2>
- European Commission. (2017). *DigComp 2.1: The digital competence framework for citizens with eight proficiency levels and examples of use*. Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2760/38842>
- European Commission. (2022). *DigComp 2.2: The digital competence framework for citizens*. Publications Office of the European Union.
<https://doi.org/10.2760/115376>
- FAO. (2022). *Status of digital agriculture in 47 sub-Saharan African countries*. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
<https://www.fao.org/documents/card/en/c/cb7943en>
- Ferreras-Méndez, J. L., Fernández-Mesa, A., & Alegre, J. (2019). Export performance in SMEs: The importance of external knowledge search strategies and absorptive capacity. *Management International Review*, 59, 413–437. <https://doi.org/10.1007/s11575-019-00379-6>
- Fox, J. (2016). *Applied regression analysis and generalized linear models* (3rd ed.). SAGE Publications.
- Fraillon, J., Ainley, J., Schulz, W., Friedman, T., & Duckworth, D. (2020). *Preparing for life in a digital world: IEA International Computer and Information Literacy Study 2018 international report*. Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-030-38781-5>
- Gaglio, C., Kraemer-Mbula, E., & Lorenz, E. (2022). The effects of digital transformation on innovation and productivity: Firm-level evidence of South

- African micro and small enterprises. *Technological Forecasting and Social Change*, 182, 121785. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121785>
- Godet, M. (1994). *From anticipation to action: A handbook of strategic prospective*. UNESCO Publishing.
- Godet, M., & Durance, P. (2011). *Strategic foresight for corporate and regional development*. UNESCO.
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000192277>
- Gonzalez, R. V. D. (2024). Project performance and innovation: The impact of absorptive capacity and learning culture. *Journal of Engineering and Technology Management*, 71, 101797.
<https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2024.101797>
- Greene, W. H. (2012). *Econometric analysis* (7th ed.). Pearson.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2010). *Econometría* (5.^a ed.). McGraw-Hill.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Heredia, J., Castillo-Vergara, M., Geldes, C., Carbajal Gamarra, F. M., Flores, A., & Heredia, W. (2022). How do digital capabilities affect firm performance? The mediating role of technological capabilities in the “new normal”. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7(2), 100171.
<https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100171>
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.^a ed.). McGraw-Hill.
- Helsper, E. J. (2012). A corresponding fields model for the links between social and digital exclusion. *Communication Theory*, 22(4), 403–426.
<https://doi.org/10.1111/j.1468-2885.2012.01416.x>
- Hilbert, M. (2011). The end justifies the definition: The manifold outlooks on the digital divide and their practical usefulness for policy-making. *Telecommunications Policy*, 35(8), 715–736.
<https://doi.org/10.1016/j.telpol.2011.06.01>
- Hilbert, M., & López, P. (2011). The world’s technological capacity to store, communicate, and compute information. *Science*, 332(6025), 60–65.
<https://doi.org/10.1126/science.1200970>

- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3rd ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- Huang, X., & Zhou, Q. (2025). Knowledge management model in the integration of open innovation and circular economy driven by digital intelligence: A comparative multi-case study. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10(6), 100839. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100839>
- International Telecommunication Union. (2022). *Measuring digital development: Facts and figures 2022*. International Telecommunication Union. <https://www.itu.int/itu-d/reports/statistics/facts-figures-2022/>
- Jany, J. N. (1994). *Investigación integral de mercados*. McGraw-Hill.
- Kraus, S., Durst, S., Ferreira, J. J., Veiga, P., Kailer, N., & Weinmann, A. (2021). Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo. *International Journal of Information Management*, 63, 102466. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466>
- Lucas, R. E., Jr. (1988). On the mechanics of economic development. *Journal of Monetary Economics*, 22(1), 3–42. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(88\)90168-7](https://doi.org/10.1016/0304-3932(88)90168-7)
- Lundvall, B.-Å. (Ed.). (1992). *National systems of innovation: Towards a theory of innovation and interactive learning*. Pinter Publishers.
- Lythreatis, S., Singh, S. K., & El-Kassar, A.-N. (2022). The digital divide: A review and future research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121359. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121359>
- Mahmutaj, L. R., & Jusufi, N. (2023). The importance of digital skills in firms' innovation: The case of Western Balkans. *Journal of Technology Management & Innovation*, 18(3), 90–102. <https://doi.org/10.4067/S0718-27242023000300098>
- Menard, S. (2002). *Applied logistic regression analysis* (2nd ed.). SAGE Publications. <https://doi.org/10.4135/9781412983433>
- Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información. (2022). *Política para la transformación digital del Ecuador 2022–2025* MINTEL. https://www.telecomunicaciones.gob.ec/wp-content/uploads/2022/12/Anexo-31-politica_para_la_transformacion_digital_del_ecuador_2022-2025-signed-si..._.pdf

- Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información. (2023). Encuesta nacional de habilidades digitales [Conjunto de datos]. Datos Abiertos Ecuador. <https://datosabiertos.gob.ec/dataset/encuesta-nacional-habilidades-digitales>
- Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información. (2024). Plan Nacional de Telecomunicaciones y Tecnologías de Información 2024–2025. MINTEL. <https://www.telecomunicaciones.gob.ec>
- Moravec, V., Hynek, N., Gavurová, B., & Rigelský, M. (2024). Who uses it and for what purpose? The role of digital literacy in ChatGPT adoption and utilisation. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9(4), 100602. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100602>
- Nelson, R. R. (Ed.). (1993). *National innovation systems: A comparative analysis*. Oxford University Press.
- North, D. C. (1990). *Institutions, institutional change and economic performance*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511808678>
- OECD. (2019). *OECD skills outlook 2019: Thriving in a digital world*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/df80bc12-en>
- OECD. (2020). *OECD digital economy outlook 2020*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/bb167041-en>
- OECD. (2021). *OECD skills outlook 2021: Learning for life*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/0ae365b4-en>
- OECD, CAF, Economic Commission for Latin America and the Caribbean, & European Commission. (2020). *Latin American economic outlook 2020: Digital transformation for building back better*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/e6e864fb-en>
- Organización de Estados Iberoamericanos. (2023). *Educación y transformación digital en Iberoamérica*. OEI. <https://oei.in>
- Raunaq, F. F., Islam, S., Anam, M. Z., & Bari, A. B. M. M. (2025). Assessing the challenges to digital technology adoption in the healthcare sector: Implications for sustainability in emerging economies. *Informatics and Health*, 2(2), 194–209. <https://doi.org/10.1016/j.infoh.2025.09.001>

- Reeves-Huapaya, E. S., Quispe-Berrios, H., Saravia-Parra, L., Chambilla-Baylón, J. R., Rucoba-del Castillo, L. R., Vásquez-Dorado, J. E., Oscco-Solorzano, R., & Jaime-Andia, M. (2025). Exploring inclusion and digital literacy in Latin America as a means for social change: A systematic literature review. *Social Sciences & Humanities Open*, 12, 102219.
<https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2025.102219>
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). Free Press.
- Romer, P. M. (1990). Endogenous technological change. *Journal of Political Economy*, 98(5, Part 2), S71–S102. <https://doi.org/10.1086/261725>
- Schultz, T. W. (1961). Investment in human capital. *The American Economic Review*, 51(1), 1–17.
- Schumpeter, J. A. (1934). *The theory of economic development: An inquiry into profits, capital, credit, interest, and the business cycle*. Harvard University Press
- Scuotto, V., Del Giudice, M., & Carayannis, E. G. (2017). The effect of social networking sites and absorptive capacity on SMEs' innovation performance. *The Journal of Technology Transfer*, 42, 409–424.
<https://doi.org/10.1007/s10961-016-9517-0>
- Shatila, K., Al Halbusi, H., & Alshurideh, M. T. (2025). Digital literacy, digital accessibility, human capital, and entrepreneurial resilience: A case for dynamic business ecosystems. *Journal of Innovation & Knowledge*.
<https://www.econstor.eu/handle/10419/327610>
- Tamayo y Tamayo, M. (2003). *El proceso de la investigación científica* (4.^a ed.). Limusa.
- Teece, D. J. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning*, 51(1), 40–49. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007>
- UNCTAD. (2021). *Technology and innovation report 2021: Catching technological waves: Innovation with equity*. United Nations.
<https://unctad.org/publication/technology-and-innovation-report-2021>
- UNDP. (2022). *Human development report 2021/2022: Uncertain times, unsettled lives*. United Nations Development Programme.
<https://hdr.undp.org/content/human-development-report-2021-22>

- UNESCO. (2021). Reimagining our futures together: A new social contract for education. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000379707>
- UNICEF. (2021). The state of the world's children 2021: On my mind. UNICEF. <https://www.unicef.org/reports/state-worlds-children-2021>
- Van Deursen, A. J. A. M., & Van Dijk, J. A. G. M. (2014). The digital divide shifts to differences in usage. *New Media & Society*, 16(3), 507–526. <https://doi.org/10.1177/1461444813487959>
- Van Dijk, J. A. G. M. (2005). The deepening divide: Inequality in the information society. SAGE Publications.
- Van Laar, E., Van Deursen, A. J. A. M., Van Dijk, J. A. G. M., & De Haan, J. (2017). The relation between 21st-century skills and digital skills: A systematic literature review. *Computers in Human Behavior*, 72, 577–588. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.03.010>
- Van Laar, E., Van Deursen, A. J. A. M., Van Dijk, J. A. G. M., & De Haan, J. (2020). Determinants of 21st-century skills and 21st-century digital skills for workers: A systematic literature review. *SAGE Open*, 10(1), 1–14. <https://doi.org/10.1177/2158244019900176>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157–178. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- Warschauer, M. (2003). Technology and social inclusion: Rethinking the digital divide. MIT Press.
- Wooldridge, J. M. (2010). Introducción a la econometría: Un enfoque moderno(4.^a ed.). Cengage Learning.
- World Bank. (2016). World development report 2016: Digital dividends. World Bank. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-0671-1>
- World Bank. (2021). World development report 2021: Data for better lives. World Bank. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1600-0>

- World Bank. (2024). Digital economy for Latin America and the Caribbean: Country diagnostic: Ecuador. World Bank.
<https://openknowledge.worldbank.org/entities/publication/522ef03f-7ccd-4f39-ac03-f6c85ba33102>
- Zaborovskaia, O., Nadezhina, O., & Avduevskaya, E. (2020). The impact of digitalization on the formation of human capital at the regional level. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 6(4), 184.
<https://doi.org/10.3390/joitmc6040184>
- Zahra, S. A., & George, G. (2002). Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension. *Academy of Management Review*, 27(2), 185–203. <https://doi.org/10.5465/amr.2002.6587995>.