



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, ICADE

FACTORES DE ÉXITO DE LAS STARTUPS ACELERADAS EN ESPAÑA

Alumno: Fuensanta Cosmen López
Tutor: Rosa M^a Martínez Cal

RESUMEN

Aunque variadas, en muchas de las definiciones de startup viene mencionado el alto grado de incertidumbre o el gran riesgo de fracaso del proyecto. En España no existe mucha literatura académica sobre aceleradoras y su impacto sobre las startups que participan en sus programas, sino más bien investigaciones que pretenden definir y clarificar el concepto.

El presente trabajo pretende trasladar la investigación de Toganel y Zhu (JÖNKÖPING University) *Success factors of Accelerator backed Ventures (Insights from the case of TechStars Accelerator Program)* al ecosistema de startups en España, para hallar si las conclusiones de ambas investigaciones son similares, o si, por el contrario, el ecosistema de startups aceleradas de España presenta características diferentes en cuanto a los factores que aumentan la probabilidad de éxito de la empresa.

Para ello se han estudiado las características de 53 startups que han pasado por, al menos, un programa de aceleración. Tras la recogida de datos, se han analizado utilizando un modelo de regresión Logit, que procura sentar una base para futuros trabajos de investigación sobre la temática.

Palabras clave: startup, aceleradora, factores, éxito, Logit.

ABSTRACT

Although varied, many of the definitions of startups mention the high degree of uncertainty or the high risk of failure associated with the project. However, there is limited academic literature in Spain on accelerators and their effect on the startups that participate in their programmes, rather than research that aims to define and clarify concepts.

This paper aims to bring Toganel and Zhu's (JÖNKÖPING University) *research Success factors of Accelerator-backed Ventures (Insights from the case of TechStars Accelerator Program)* to the startup ecosystem in Spain, to find out if the conclusions of both studies are similar, or if, on the contrary, the Spanish ecosystem of accelerated startups presents different characteristics with regard to the factors that increase the probability of success of the company.

To this end, the characteristics of 53 startups that have undergone at least one acceleration programme were studied. After data collection, they have been analysed using a Logit regression model, which aims to provide a basis for future research on the subject.

Keywords: startup, accelerator, factors, success, Logit.

Índice

1.	INTRODUCCIÓN	4
1.1.	EL PROBLEMA	4
1.2.	OBJETIVOS	5
1.3.	METODOLOGÍA	6
1.4.	LIMITACIONES	7
2.	MARCO TEÓRICO	9
2.1.	ORIGEN E HISTORIA DE LAS ACELERADORAS	9
2.2.	DEFINICIONES Y CONCEPTOS	10
2.2.1.	CONCEPTO DE STARTUP	10
2.2.2.	CONCEPTO DE ACELERADORA	11
2.3.	¿ÉXITO O FRACASO?	13
2.4.	FACTORES QUE DETERMINAN EL ÉXITO DE LA STARTUP	15
2.4.1.	CARACTERÍSTICAS DE LOS FUNDADORES	20
2.4.2.	CARACTERÍSTICAS DE LA STARTUP	25
3.	DATOS	32
3.1.	RECOLECCIÓN DE DATOS	32
3.2.	DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES	33
3.2.1.	VARIABLE DEPENDIENTE	33
3.2.2.	VARIABLES INDEPENDIENTES	33
3.3.	METODOLOGÍA: EL MODELO LOGIT	38
4.	ANÁLISIS DE DATOS Y RESULTADOS	41
4.1.	ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA	41
4.2.	GRETLL	43
4.3.	RESULTADOS E INTERPRETACIÓN	44
4.3.1.	Modelo 0 o principal (todas las variables)	44
4.3.2.	Modelo 1 (fundadores)	47
4.3.3.	Modelo 2 (fundadores, con NFUND y su cuadrática)	47
4.3.4.	Modelo 3 (startup)	48
4.3.5.	Modelo 4 (significativas para modelos 2 y 3)	50
4.4.	DISCUSIÓN SOBRE LA PRECISIÓN Y COMPORTAMIENTO DE LOS MODELOS	51
5.	CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	55
6.	BIBLIOGRAFÍA	58

Ilustraciones

Ilustración 1: Zona gris (desarrollo de la startup).....	15
Ilustración 2: Probabilidad de fracaso a partir de número de startups creadas anteriormente	24
Ilustración 3: Financiación de las startups en España (tipos).....	26
Ilustración 4: Factores que influyen en el éxito de la startup (significativos).....	54

Tablas

Tabla 1: Factores que influyen en la probabilidad de éxito de la startup	16
Tabla 2: Factores identificados en el estudio de Toganel y Zhu	19
Tabla 3: Aceleradoras y startup por CCAA (2019).....	28
Tabla 4: % de negocios de nueva creación que cierran tras 4 años operando.....	29
Tabla 5: Estadística descriptiva	42
Tabla 6: Modelo 0 (Coeficientes y p-valores).....	46
Tabla 7: Modelo 1 (Coeficientes y p-valores).....	47
Tabla 8: Modelo 2 (Coeficientes y p-valores).....	48
Tabla 9: Modelo 3 (Coeficientes y p-valores).....	50
Tabla 10: Modelo 4 (Coeficientes y p-valores).....	51

Anexos

Anexo 1: Encuesta distribuida mediante Google Forms para el estudio.....	64
Anexo 2: Respuestas obtenidas (1).....	67
Anexo 3: Respuestas obtenidas (2).....	68
Anexo 4: ¿Qué es la escalabilidad prematura? - Startup Genome.....	69
Anexo 5: Modelo 0 o principal (todas las variables).....	70
Anexo 6: Modelo 1 (fundadores).....	71
Anexo 7: Modelo 2 (fundadores, con NFUND y su cuadrática).....	72
Anexo 8: Modelo 3 (startup)	73
Anexo 9: Modelo 4 (significativas para modelos 2 y 3).....	74
Anexo 10: Problema de predicción perfecta.....	75

1. INTRODUCCIÓN

1.1. EL PROBLEMA

El emprendimiento es importante para el desarrollo económico, porque crea trabajo y fomenta la innovación (Khan, 2018). El emprendimiento vía startup ha aumentado en las últimas 2 décadas en todo el mundo (Bosma, y otros, 2020), así como las maneras de apoyarlo: business angels, incubadoras, aceleradoras, préstamos del gobierno, entre otros. En el caso de España, está preparándose el Plan “España nación emprendedora”, impulsado por el actual gobierno de Pedro Sánchez, que pretende facilitar trámites y retener y atraer talento, en líneas generales (La Moncloa, 2021).

Todos estos modelos de apoyo al emprendedor han ido evolucionando y añadiendo elementos (por ejemplo, se ha pasado de una mera financiación a aportar espacios de trabajo, mentorías, y formación, entre otros servicios) hasta hoy. El modelo de aceleración es el de más reciente creación, como se explicará más adelante, y por ello existe menos literatura académica disponible.

Por otro lado, hablar de startups sin mencionar ratios de éxito y fracaso es prácticamente imposible. La famosa sentencia “9 de cada 10 startups fracasan” ha sido actualizada en el Startup Genome Report de 2019, que indica que 11 de cada 12 startups fracasan (Cerdeira & Kotashev, 2021). ¿Qué supone tener éxito y qué factores influyen en que el emprendedor lo obtenga? ¿Participar en un programa de aceleración aumenta las probabilidades de éxito?

Aunque este aspecto de la startup ha sido estudiado, los resultados obtenidos no han contribuido a que el número de startups que fracasan se vea reducido. Esto lleva a pensar que quizá otros acercamientos al problema son necesarios para encontrar soluciones útiles tanto para emprendedores como para los agentes que les apoyan. Es decir, si sabemos que una empresa con X características tiene más probabilidades de éxito, se podrán hacer mejores inversiones, o reforzar aquellas áreas en las que la startup no sea potente.

En España existe poca literatura académica sobre ambos temas, y este trabajo procurará dar los primeros pasos en su investigación.

1.2. OBJETIVOS

Como se ha mencionado anteriormente, este trabajo pretende replicar la investigación de Toganel y Zhu (2017), trasladando el estudio a las startups que han pasado por programas de aceleración en España.

Se pretende responder a la pregunta: ¿Qué factores hacen más probable que una startup acelerada sea exitosa?

Para responderla, se plantean los siguientes objetivos:

Primarios:

1. Conocer cómo afecta cada factor a la probabilidad de éxito. En ese estudio se tendrán en cuenta diversos factores, relacionados con características de los fundadores y de la empresa.
2. Aprender qué factores son críticos a la hora de determinar el éxito de una empresa. Este objetivo concreto se alcanzará una vez ejecutado el modelo Logit, a que se podrán identificar las variables que han resultado ser significativas a la hora de explicar el fenómeno de las startups aceleradas.

Secundarios:

1. Saber si se repiten patrones en los dos ecosistemas de startups que han sido investigados; es decir, si las empresas estudiadas por Toganel y Zhu presentaron características similares a las que participan en ese estudio.
2. Proporcionar información útil tanto a emprendedores (para que puedan desarrollar las características en las que presentan debilidades) como a aceleradoras (para que puedan elegir mejor a sus participantes) a partir del contenido de la investigación.

En esta investigación se recogerán directamente datos sobre startups que han pasado por programas de aceleración y se analizarán siguiendo la metodología del modelo de regresión Logit.

El objetivo final de este trabajo es proporcionar información útil a startups y aceleradoras, y establecer una revisión de la literatura y metodología base para futuros estudios sobre este tema.

1.3. METODOLOGÍA

El presente trabajo se ha realizado a partir de fuentes tanto secundarias como primarias, correspondiendo cada una de ellas a las partes del trabajo: (1) la revisión de la literatura disponible y (2) una investigación aplicada, exploratoria, no experimental, cualitativa y cuantitativa e hipotético-deductiva (Castillero, 2017) sobre los factores que son determinantes en la probabilidad de éxito de las startups que pasan por un programa de aceleración.

Las fuentes primarias corresponden a las propias startups que decidieron participar mediante una encuesta, aportando los datos sobre las características que se van a estudiar a través de un modelo de regresión de tipo Logit.

En cuanto a las fuentes secundarias, fueron necesarias para realizar la revisión de la literatura y, en algunos casos, una investigación más minuciosa para explicar y confirmar determinados datos obtenidos. Se ha accedido a ellas mediante portales como Google Scholar, Research Gate, Science Direct, etc. utilizando palabras clave como “factores”, “éxito”, “Critical Success Factors”, “success” “startup”, “venture”, “aceleradora”, “accelerator”, “emprendedor” y “entrepreneur” y se han examinado artículos académicos, de opinión y bases de datos, que en su mayoría han sido publicados en los últimos 20 años, además de búsquedas más generales sobre las startups encuestadas y las aceleradoras seleccionadas.

1.4. LIMITACIONES

En primer lugar, puede presentarse un problema de consistencia de los datos por diferentes razones:

1. La muestra que se ha obtenido para esta investigación es relativamente pequeña, dado que el número de startups observadas es mucho menor que el del estudio de referencia (53 frente a 600).
2. No todos los encuestados han respondido a la totalidad de las preguntas, por lo que se ha tenido que buscar la información carente en fuentes secundarias.
3. La información disponible en bases de datos (Crunchbase, StartupXplore...), en las páginas web de las propias aceleradoras y startups, no siempre estaba actualizada o era completa. Pese a esto, se ha intentado recabar toda la información posible, indagando más profundamente en noticias, artículos en los blog de las startups y aceleradoras, entre otras fuentes. En algunos casos, aun agotando todos los recursos disponibles, no se han obtenido ciertos datos, y las observaciones han tenido que considerarse como ausentes o incompletas.
4. A raíz de una observación más minuciosa de algunos datos, se han encontrado incoherencias o contradicciones (por ejemplo, una startup que participa en un programa de aceleración con una edad de -1) que se han subsanado buscando la explicación en otras fuentes, siempre intentando que prevaleciera el dato obtenido en la encuesta. La explicación del caso que se ha usado como ejemplo es que se desarrolló una idea de negocio secundaria durante el programa, y a raíz de esto se creó la startup que participó en la encuesta.

Según Trifonov, la investigación sobre el emprendimiento que se ha realizado hasta ahora no ha dado respuestas y recomendaciones suficientemente útiles y accionables a los emprendedores y sus startups. Trifonov aboga por unas bases de datos para que los (futuros)

emprendedores puedan actuar calibrando sus opciones, o comparando su situación con la de otros. Algunas de las cuestiones que las startups se pueden responder gracias a estas bases de datos son: ¿Estoy haciendo las cosas bien?, ¿de la forma correcta, o debería acelerar los procesos? (Trifonov, 2016).

Es por esto (y a raíz de limitaciones a estudios como este) que Trifonov hace un llamamiento a la transparencia y a que las entidades compartan estadísticas y resultados, para que se puedan tomar mejores decisiones, apoyadas en datos.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. ORIGEN E HISTORIA DE LAS ACELERADORAS

La primera aceleradora del mundo fue YCombinator. Surgió en 2005 en Cambridge, Massachusetts (EE. UU.), cuando Paul Graham decidió cambiar para siempre el mercado de Venture Capital aplicando 2 novedades: (1) ofrecer formación y mentoría (además de financiación) y (2) animando a los inversores a destinar pequeñas cantidades a las startups que se encontraban en fases más iniciales y a jóvenes empresarios, para ayudarles en su desarrollo (Dunn, 2020). En 2018 existían unas 7000 empresas que se autodenominaban aceleradoras de startups (solo en Europa y América del Norte) (StartupYard, 2018).

Algunos ejemplos de aceleradoras que siguieron a Ycombinator son: Techstars en EE. UU., una filial de Seedcamp en Londres y StartupBootcamp (fue la primera aceleradora de origen europeo). En España, BBooster (ahora DraperB1) fue la primera, con sede en Valencia (Bernabeu, 2018).

Según el informe de 2019 de GAN (una comunidad de más de 100 aceleradoras independientes en 6 continentes) las aceleradoras impulsan, de media, a unas 10 startups por grupo (también denominados *cohorts*, como se explicará más adelante). Suelen aportar unos 129k por startup a cambio de un 7,3% del capital social. Por otro lado, durante el año siguiente a la finalización del programa, las startups consiguen de media 547k (la mediana de este factor se sitúa en los 339k). Por último, este informe encontró las tendencias de las aceleradoras en 2018:

- Enfoque en startups más maduras (21%)
- Modelo de negocio virtual, total o parcial (17%)
- Añadir un área de pre-aceleración al modelo (14%)
- Enfoque en un sector específico (tendencia a la verticalidad) (14%)

(GAN, 2019)

2.2. DEFINICIONES Y CONCEPTOS

2.2.1. CONCEPTO DE STARTUP

Existen diferentes definiciones para el término startup, como por ejemplo “a human institution designed to create a new product or service under conditions of extreme uncertainty” (Ries, 2011) o “a temporary organization in search of a scalable, repeatable, profitable business model” (Blank & Dorf, 2012).

Se distinguen elementos comunes en todas las definiciones, que ayudan a entender las características de este concepto de negocio:

- Empresas de reciente creación (3-5 años)
- Con modelos de negocio basados en la innovación
- Cuyos objetivos principales son el rápido crecimiento y la escalabilidad
- Pueden conseguirse gracias al alto componente tecnológico, que permite abaratar costes y crear economías de escala.
- Los costes iniciales son bajos y se financian principalmente a través de FFF (*family, friends and fools*), capital semilla y business angels.
- Existe un alto riesgo de fracaso

Cabe señalar también que no hay consenso respecto a las fases de desarrollo de una startup, existiendo modelos como el de Blank, Marmer y Sawhney (Kumbhat & Sushil, 2018), por lo que se utilizará una de las clasificaciones más extendidas, que categoriza a las startups según la ronda de financiación en la que se encuentren:

- Pre-seed :startups muy jóvenes, menos de un año desde su creación.
- Seed: startups jóvenes que están creando un producto mínimo viable (MVP) para validar.
- Early: startups con MVP, para lanzar el producto al mercado, se puede mejorar su estrategia y encontrar el *product-market fit*.

- Scale-up: startups más maduras, facturan y tienen mayores costes, y por tanto menos retorno potencial, pero menos riesgo.

(StartupXplore- Inicio, s.f.)

2.2.2. CONCEPTO DE ACELERADORA

El informe de 2011 *The Startup Factories* (Miller & Bound, 2011) revela los 5 aspectos que caracterizan un programa de aceleración de startups, y les diferencian de otros programas (como inversión o incubación):

1. *Un proceso de admisión abierto a todos, pero muy competitivo*: formularios en sus webs a los que cualquier startup puede acceder (Miller & Bound, 2011). Algunos autores argumentan una objeción a este primer elemento caracterizador: no todas las aceleradoras están abiertas a todos. Esta objeción viene dada por la existencia de aceleradoras verticales, es decir, enfocadas en acelerar empresas de un solo sector, aceleradoras centradas en apoyar a emprendedoras (únicamente mujeres), o aceleradoras de universidades (que insisten en que al menos uno de los fundadores sea un antiguo alumno) (Fowle, 2017).
2. *Financiación pre-semilla, normalmente a cambio de acciones*: Miller y Bound calculan que la inversión pre-semilla está basada en lo que asumen que necesitan para vivir los fundadores y el equipo durante el tiempo que dura el programa y algo después (un mínimo de unas 10.000£ y un máximo de 50.000£ durante los 3 primeros meses) (Miller & Bound, 2011). Esta cantidad puede darse en forma de deuda convertible o préstamos participativos (la aceleradora participará en los beneficios de la startup, y además cobrará unos intereses fijo y variable previamente acordados por escrito (Olivares, 2019) o, directamente, de inversión en acciones. Fowle también hace una pequeña objeción a este aspecto, ya que existen aceleradoras sin ánimo de lucro, y otras que no aportan inversión a sus participantes (Fowle, 2017).

3. *Están orientados hacia equipos pequeños, no individuos fundadores*: aunque las aceleradoras sí invierten en startups que están formadas por un único individuo, no es la regla general. YCombinator cree que sacar adelante una startup uno mismo es un proyecto muy difícil, y que recomiendan, al menos, el apoyo de un cofundador para tener más probabilidades de éxito. Por otro lado, los equipos de más de 4 personas tampoco son recomendables por el alto encarecimiento de la inversión (Miller & Bound, 2011).

4. *Apoyo por un tiempo limitado que incluye mentorización intensiva y eventos programados*: aunque la duración de los programas varía, esta suele oscilar entre los 3-6 meses. Esto es debido a que los tiempos para sacar adelante una web, app o producto han disminuido, y, además, se intenta crear un ambiente de presión en torno al Demo Day (el día que culmina el programa, donde los participantes exponen sus proyectos ante inversores privados para conseguir la financiación que necesita su negocio para salir al mercado).

La mentoría, según Miller y Bound, tiene doble función: (1) que los equipos reciban un feedback honesto y se enfrenten a nuevos retos y (2) que se creen relaciones fuertes y a largo plazo entre el equipo y el mentor, que puedan derivar en que éste se una, en el futuro, al Consejo Asesor de la empresa (Miller & Bound, 2011).

5. *Grupos o “promociones” (cohorts) de startups, no compañías individuales*: se refiere al aspecto de *coworking* y apoyo mutuo que todas las empresas aceleradoras fomentan en sus programas, que tiene como consecuencia la generación de sinergias entre participantes, observación temprana y resolución de problemas. Esto se consigue albergando a toda la “promoción” bajo el mismo techo y haciendo que interactúen. Miller y Bound opinan que otro de los beneficios que tiene el fomento de la cooperación, es que se reduce la carga de trabajo del equipo gestor, y así pueden entregarse a la aportación de experiencia externa (Miller & Bound, 2011).

Es importante hacer una distinción entre incubadora y aceleradora de startups, ya que la primera categoría está centrada en las fases más iniciales de la startup y en conseguir que la idea despegue, ofreciendo programas más “continuos” donde la duración es mucho mayor que la de programas de aceleración.

No obstante, no existe una definición clara sobre las incubadoras, ya que han surgido cientos de programas de incubación distintos y la semántica cambia dependiendo del sector y región. Miller y Bound estiman que el trabajo de las incubadoras ha pasado de ayudar a las empresas a sobrevivir a sus años de iniciación (reduciendo el riesgo) a añadir valor a las empresas (aumentando la ventaja competitiva) (Miller & Bound, 2011).

Dumitru encuentra otras 2 diferencias entre ambos modelos de negocio: (1) mientras las incubadoras resguardan y protegen a la startup de las influencias externas del mercado hasta que esté lista, la aceleradora acelera el crecimiento obligando a la startup a interactuar con el mercado y (2) las incubadoras no suelen tener ánimo de lucro y las aceleradoras sí (Dumitru, 2017).

2.3. ¿ÉXITO O FRACASO?

Como se ha comentado anteriormente, 11 de cada 12 startups fracasan (Cerdeira & Kotashev, 2021). Esto puede deberse, entre otras, a las siguientes razones:

(1) la empresa no ha encontrado el product-market fit, es decir, no ha localizado a un grupo de potenciales clientes que reacciona de forma positiva al servicio o producto, estando, por ejemplo, dispuesto a pagar por él (Fuente, 2019).

(2) la escalabilidad prematura, que ocurre cuando el comportamiento de una compañía es inconsistente con la etapa en la que realmente se encuentra. Normalmente resulta porque no están sincronizadas las 5 dimensiones operacionales de la empresa: cliente, producto, equipo, finanzas y modelo de negocio (Startup Genome, 2011).

(3) el equipo no está centrado en lo que realmente importa, pierde el tiempo en actividades que no mejoran la propuesta de valor del negocio. Esta causa es definida por Krommenhoek como el “asesino silencioso” de la startup (Krommenhoek, 2018).

Para este trabajo, también es importante definir qué consideramos como startup *exitosa*.

Muchas veces el éxito de la startup es visto únicamente desde la perspectiva del *exit*, es decir, si la compañía es comprada por una gran corporación; o por su salida a Bolsa, como suele ser el caso de las startups conocidas como “unicornios”. Otros autores basan el éxito de la startup en su número de clientes o tamaño; en conseguir trabajar por cuenta propia en lo que se quiera y no para la idea de otra persona; o en contribuir positivamente a la sociedad y a las vidas de otros. No obstante, son recurrentes los términos crecimiento y creación de empleo, ya que muestran que el producto o servicio está siendo validado y atrae a más clientes (Santisteban & Mauricio, 2017).

Un artículo de Javier Megias, cofundador de StartupXplore hace reflexionar sobre este término:

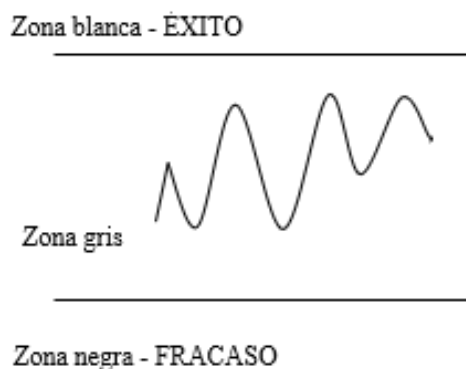
“Y claro, si el standard es que de cada 10 inversiones sólo 1-2 son realmente exitosas (*aunque no es en absoluto el único modelo*), quiere decir que **sólo 1-2 son capaces de generar suficientes retornos para cubrir el resto de pérdidas y además generar beneficios**. Pero la pregunta que a menudo no nos hacemos es *¿qué pasa con las otras 8-9?*

Pues típicamente **3 o 4 cierran en un periodo de cinco años** (no hagas mucho caso al número concreto), **4-6 se convierten en «malas inversiones»** (en tanto en cuanto no generan retornos suficientes para cubrir el riesgo asumido) y **1 o 2 generan esos grandes retornos de los que hablábamos**.

Pero la **clave está en entender quienes son esas 4-6 empresas**: a menudo son compañías que no han podido hacer realidad ese alto potencial de crecimiento, y que a pesar de haber alcanzado la rentabilidad, no tienen una forma de devolver el dinero a sus accionistas (*más allá de dividendos anuales*) y quizás se encuentran en la «zona gris»”

(Megias, 2019)

Ilustración 1: Zona gris (desarrollo de la startup)



Fuente: Elaboración propia a partir de Megias (Megias, 2019).

En esta investigación consideraremos exitosas a aquellas startups que sigan en activo 4 años después de su creación (es decir, aquellas fundadas en 2017 o antes), porque siguen generando actividad económica y empleo.

2.4. FACTORES QUE DETERMINAN EL ÉXITO DE LA STARTUP

Para desarrollar esta sección nos basaremos en investigaciones académicas de revisión de literatura sobre los factores que influyen en el éxito de la startup, ya que “ayuda a situar la investigación y a sustentarla teórica y conceptualmente a partir de lo que otros investigadores e investigadoras han escrito previamente sobre la temática” (Arnau Sabatés & Sala Roca, 2020).

Santisteban y Mauricio identifican 21 factores críticos y 13 influyentes en la probabilidad de éxito de la startup, que obtienen de las distintas investigaciones y revisión de literatura (Santisteban & Mauricio, 2017). Los factores se pueden agrupar en las siguientes categorías:

- características de los fundadores: 6;
- características de la startup: 10
- características del entorno: 5.
- Otros: son factores que se podrían incluir en las categorías anteriores, pero que no se consideran críticos en la influencia del éxito de la startup porque las pruebas realizadas no confirman una fuerte influencia: 13

(Roure & Keeley, 1990)

Tabla 1: Factores que influyen en la probabilidad de éxito de la startup

FUNDADORES/ EQUIPO	STARTUP	ENTORNO	OTROS FACTORES
Previa experiencia en el sector (equipo fundador)	Tamaño de la startup (equipo fundador)	Apoyo del gobierno	Previa experiencia en marketing (equipo fundador)
Previa experiencia emprendedora (equipo fundador)	Edad de la startup	Venture capital/ financiación obtenida en fase growth	Mercado potencial sin explotar
Formación académica (equipo fundador)	Innovación de producto	Competitividad en el sector	Tasa de crecimiento (ventas startup/ ventas sector)
Habilidades tecnológicas / negocios (equipo fundador)	Ubicación (estar cerca de los proveedores y de los clientes aumenta las probabilidades de éxito)	Dinamismo del entorno (si se dan muchos y muy rápidos los cambios en el entorno, se considera que influye)	Canales de distribución

		negativamente en la probabilidad de éxito de la startup)	
Previa experiencia en I+D+ i (equipo fundador)	Clusters (visto como redes de apoyo, como empresas del mismo sector que se alían estratégicamente para obtener beneficios comunes)	Leyes y políticas que fomentan el desarrollo de ciencia y tecnologías	Capital inicial (para hacer despegar la idea)
Previa experiencia en gestión (emprendedor)	Socios (persona o compañía con la que se llega a un acuerdo o alianza, que apoya)		Nivel de independencia del emprendedor (visto como capacidad de supervivencia sin recurrir a terceros)
Liderazgo (emprendedor)			Habilidades sociales (emprendedor)
Género (emprendedor)			Personalidad (emprendedor) (visto como capacidad para enfrentarse a dificultades)
Edad (emprendedor)			Actitud para los negocios (emprendedor) (visto como la capacidad para crear una compañía)
Motivación inicial (emprendedor)			Desempleo (emprendedor)
			Entorno conocido (favorece iniciativa)

			empresaria)
			Business Plan
			Recursos tecnológicos

Fuente: Elaboración propia a partir de Santisteban y Mauricio (Santisteban & Mauricio, 2017).

Una vez expuestos los factores, es importante hacer distinciones:

En primer lugar, participar en un programa de aceleración es ya, de por sí, una fuente de ventaja competitiva frente a otras startups. Los participantes obtienen mentoría, financiación, un espacio físico, capacitación y formación, entre otros servicios. Todos ellos pueden servir para superar carencias o fortalecer habilidades de los fundadores (por ejemplo, un equipo tiene una idea *fintech* con potencial, pero nunca han trabajado en ese sector. Tener un mentor que sea una figura importante, o tenga una carrera extensa en el sector, dará claves sobre mejores prácticas y errores a evitar al equipo. Por tanto, el riesgo de no tener experiencia previa se ve reducido).

En segundo lugar, no se harán distinciones entre el emprendedor y el equipo fundador, dado que al usar esta investigación información de primeras fuentes, obtenida mediante encuestas, es difícil distinguir entre unos y otros, ¿cómo saber de quién fue la idea? Se considera esta distinción entre términos poco productiva.

Por último, se pretende replicar el estudio de Toganel y Zhu. Su investigación recogió 10 factores, 5 que atañen a las características de los emprendedores y 5 a las de la startup.

Tabla 2: Factores identificados en el estudio de Toganel y Zhu

FUNDADORES	STARTUP
Sexo de los fundadores	Financiación recaudada durante el programa de aceleración (hasta Demo Day)
Número de fundadores	Edad de la startup cuando participa en el programa
Nivel de educación	Ubicación (startup = aceleradora)
Previa experiencia en el sector	Sector
Previa experiencia emprendedora	Innovación

Fuente: Elaboración propia a partir de Toganel y Zhu (Toganel & Zhu, 2017).

Aunque en la revisión de la literatura aparezcan más factores que los descritos a continuación, prácticamente todos vienen reunidos (a veces de manera implícita) en los 5 elegidos por Toganel y Zhu para llevar a cabo su estudio. Por ejemplo, la personalidad, capacidad de independencia, habilidades sociales y actitud para los negocios pueden estar englobados dentro de los factores relacionados con la “experiencia previa” (características del emprendedor); así como el mercado sin explotar o la competitividad son parte del factor “sector de actuación” (características de la empresa)

Más adelante se profundizará en cada factor, para contextualizar y hacer las consideraciones pertinentes:

2.4.1. CARACTERÍSTICAS DE LOS FUNDADORES

Roure y Keeley indican que estos factores deben estudiarse tanto a nivel individual (habilidades y cualificaciones) como a nivel equipo (desempeño general) (Roure & Keeley, 1990).

Por otro lado, estos factores son importantes para la aceleradora, ya que los seleccionadores de participantes deben fijarse en las características de los fundadores si no existe un MVP (Producto Mínimo Viable) disponible o la startup todavía se encuentra en una fase muy inicial (*pre-seed* o *seed*) y no puede demostrar un potencial seguro de la idea.

A continuación se proveerá de una breve bibliografía sobre los factores (1) sexo de los fundadores, (2) número de fundadores, (3) educación de los fundadores, (4) experiencia previa en el sector, y (5), experiencia previa de emprendimiento.

SEXO

Esta variable se considera porque, aunque el emprendimiento femenino ha aumentado en las últimas décadas y las mujeres están teniendo un papel cada vez más robusto, todavía están muy por detrás de los hombres. Países como Canadá y Alemania están adoptando políticas de apoyo a la mujer emprendedora (Bosma, y otros, 2020).

Por otro lado, Toganel y Zhu encuentran en su revisión de literatura que se suele enmarcar el fenómeno emprendedor desde una perspectiva de género masculina, ya que son los hombres los que tradicionalmente han comenzado nuevos negocios; además, se asocian las palabras que describen la masculinidad con el emprendimiento, ocurriendo lo contrario con las que describen la feminidad (Ahl, 2006).

Otro punto interesante en relación a esto último (aunque podría calificarse como marginal, ya que el estudio de Yang, Kher y Newberg está basado únicamente en SIAs, o aceleradoras

de impacto social) es que, en sus procesos de selección, las SIAs consideran más creíbles a las mujeres emprendedoras que muestran rasgos *expresivo-comunales* (aquellos consistentes con el rol femenino, como compasión, responsabilidad) que a las que muestran rasgos *instrumentales-agentes* (relacionados con la dimensión masculina, como autoridad y poder) (Cuadrado, 2004), aunque hagan esfuerzos por cerrar el espacio entre el número de hombres y mujeres aceptados (Yang, Kher, & Newberg, 2020).

En vista de estos datos, el ecosistema emprendedor de España está, en su mayoría, compuesto por hombres (81% en 2019, según el Informe de South Summit) (South Summit, 2019) aunque en el de 2020 los datos revelan que “un 41% de las startups tienen alguna mujer dentro de su equipo fundador o directivo” (International Women’s Forum Spain, 2020).

Aunque las empresas creadas por mujeres tienen menos probabilidades de crecer que las creadas por hombres, esto no afecta a su capacidad de supervivencia (Cooper, Gimeno-Gascon, & Woo, 1994). Además, Hoogendoorn, Oosterbeek, & Van Praag concluyeron en su estudio que las empresas con equipos mixtos igualitarios funcionan mejor que los equipos dominados por hombres o mujeres (Hoogendoorn, Oosterbeek, & Van Praag, 2013), por lo que también se estudiarán aquellas empresas cuyo equipo fundador esté formado por hombres y mujeres.

NÚMERO DE FUNDADORES

Existe una correlación entre el tamaño del equipo y el éxito de la empresa por diversas razones:

Primero, cuanto mayor sea el equipo, más diverso será y tendrá acceso a una mayor base de contactos y conocimientos (este último aspecto ha sido añadido en la investigación). Estas circunstancias reducen considerablemente las probabilidades de cometer errores por falta de experiencia o conocimiento, y tiene ventajas como el aumento de la eficiencia (Roure & Keeley, 1990).

Segundo, el hecho de ser un equipo hace que exista un apoyo moral y psicológico entre los miembros.

Por último, la presencia de un equipo puede influir en la decisión de un inversor de invertir capital (Eisenhardt & Schoonhoven , 1990) o de hacerle partícipe en su programa de aceleración, como se ha mencionado anteriormente el caso de YCombinator, que recomienda tener, al menos, un cofundador del proyecto (YCombinator, s.f.).

No obstante, Hackman y Oldham mantienen que un equipo tiene que ser lo suficientemente grande como para cumplir con las tareas básicas que conlleva un emprendimiento, no más, considerando que se reduciría la eficiencia. (Hackman & Oldham, 1982)

En el caso de España, los equipos tienen de media 3 fundadores (Kishinchand, 2020).

EDUCACIÓN DE LOS FUNDADORES

Se puede suponer que cuanto más formación académica tengan los fundadores, mejor preparados estarán para enfrentarse al mercado. Robinson y Sexton encuentran que los emprendedores muestran mayores niveles de educación que los trabajadores por cuenta ajena, y que tener un alto nivel de educación aumenta la iniciativa emprendedora (Sexton & Robinson, 1994).

En el caso de España, “la inmensa mayoría cuenta con titulación universitaria y de postgrado, principalmente en áreas técnicas o STEM. A esto hay que sumar que un 14% de los emprendedores en España cuenta con la máxima formación, un PHD” (Kishinchand, 2020).

Hay que mencionar además que para esta variable del estudio se ha añadido la categoría “multidisciplinar”, en un intento de comprobar si, además de ser un equipo altamente cualificado, está compuesto por personas que se han formado en diferentes ramas de estudios (ingeniería, ADE, informática) y por tanto se consigue la diversidad óptima o “complementariedad” que se ha comentado en el apartado “Número de fundadores”.

EXPERIENCIA PREVIA EN EL SECTOR

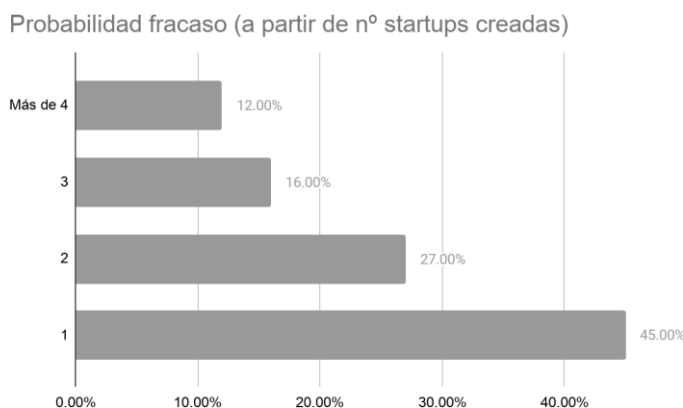
Este factor está estrechamente unido al factor educación, ya que funcionan de una manera parecida. Al existir una experiencia previa en el sector, pueden evitarse “errores de principiante” y, por tanto, aumentar las probabilidades de éxito cuando la empresa se encuentra todavía en las fases iniciales. El estudio llevado a cabo por Cooper, Gimeno-Gascon y Woo concluye que tener conocimientos de la industria en la que se opera contribuye tanto a la supervivencia como al crecimiento de la startup (Cooper, Gimeno-Gascon, & Woo, 1994).

Como se ha comentado antes, los servicios de mentoría, formación y coworking que ofrecen las aceleradoras pueden ayudar a los fundadores a evitar estos errores y a crear un modelo de negocio sólido, repetible y escalable que irrumpa en el sector.

EXPERIENCIA PREVIA DE EMPRENDIMIENTO

Las experiencias empresariales pasadas (que no tienen por qué ser siempre positivas) estimulan al emprendedor a aprender y volver a intentarlo. De hecho, “la probabilidad de fracaso disminuye enormemente a medida que crece el aprendizaje” (South Summit, 2019) y el 54% de los fundadores de startups en España lo son en serie (South Summit, 2019).

Ilustración 2: Probabilidad de fracaso a partir de número de startups creadas anteriormente



Fuente: Elaboración propia a partir de Mapa de Emprendimiento 2019 (South Summit, 2019, pág. 21).

El estudio de Lafuente, Vaillant, Vendrell-Herrero y Gomes demuestra que una experiencia emprendedora previa proporciona beneficios acumulativos, independientemente de que ésta haya sido negativa. Además, los emprendedores en serie resilientes (aquellos que son recurrentes en la creación de empresas, pese a una experiencia pasada negativa) tienen una mayor probabilidad de poseer capacidades estratégicas y aptitudes mentales y emocionales que redundan en un mejor desempeño de su siguiente empresa (Lafuente, Vaillant, Vendrell-Herrero, & Gomes, 2018).

Es necesario hacer un apunte respecto a esto último. Según Lafuente y otros, es aconsejable que no se discrimine a los emprendedores que han tenido experiencias previas negativas, ya que, de alguna manera, se les está impidiendo relanzar su carrera (esta vez con mayores probabilidades de éxito porque han adquirido nuevas capacidades cognitivas y aprendido de los errores pasados) (Lafuente, Vaillant, Vendrell-Herrero, & Gomes, 2018). Teniendo esto en cuenta, los organismos de apoyo al emprendedor podrán estudiar más en profundidad los perfiles de sus candidatos y obtener mejores *insights*.

2.4.2. CARACTERÍSTICAS DE LA STARTUP

Como se ha mencionado anteriormente, las características y configuración de la propia empresa también son determinantes en la probabilidad de éxito: ofrecer un producto innovador, el sector en el que se encuentra la startup, la madurez, contactos y experiencias acumuladas, si se encuentra (o no) en un entorno que favorece el crecimiento, entre muchos de los factores investigados por los académicos del emprendimiento.

A continuación, se proveerá de una breve bibliografía sobre los factores (1) financiación recaudada durante el programa, (2) edad de la startup cuando participa en el programa, (3) ubicación geográfica, (4) sector, y (5), innovación.

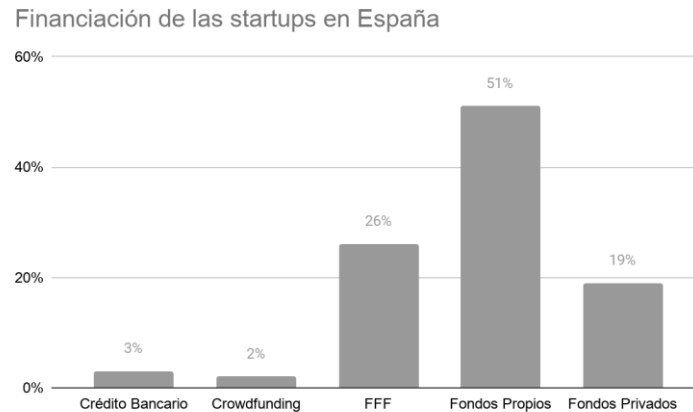
FINANCIACIÓN RECAUDADA DURANTE DEL PROGRAMA

Cooper, Gimeno-Gascon y Woo encuentran el factor financiero como uno de los recursos más importantes de la empresa, ya que permite tener un “colchón” para posibles imprevistos e invertir en estrategias que conllevan mayores gastos ya que es poco probable que al principio la empresa genere beneficios (y por eso depende de un tercero) (Cooper, Gimeno-Gascon, & Woo, 1994).

Participar en un programa de aceleración es atractivo porque, además de los servicios ofrecidos, la startup tiene acceso a una enorme red de inversores (cuanto mejor sea la reputación de la aceleradora, mayor será la calidad de los inversores) que harán mucho más fácil la creación de la nueva empresa, ayudará al desempeño durante las primeras fases y la escalabilidad cuando sea necesario.

Con todo ello, en 2019 en España, un 51% de las startups estaban financiadas únicamente con recursos propios, y sólo el 17,1% tenían un EBITDA positivo (South Summit, 2019).

Ilustración 3: Financiación de las startups en España (tipos)



Fuente: Elaboración propia a partir de Mapa de Emprendimiento 2019 (South Summit, 2019, pág. 34).

EDAD DE LA STARTUP CUANDO PARTICIPA EN EL PROGRAMA

Este factor se analizará ya que se presupone (como en el caso de los factores de experiencia previa y educación) que cuanto más tiempo lleve una empresa operando en el mercado, mayor será su experiencia acumulada, su eficiencia y su base de clientes (Díaz-Santamaría & Bulchand-Gidumal, 2021) porque conforme se desarrolle, menores “errores de principiante” cometerá. Además, es más probable que consiga asegurar financiación (Peña, 2002).

Puede que, una vez más desarrollada, la startup decida participar de nuevo en un programa de aceleración. Esto, por un lado, se puede considerar ventajoso porque permite a la startup perfeccionar su modelo de negocio, más formación en temas con los que el equipo todavía no se siente del todo cómodo (fiscal, IT, canales de distribución, entre otras carencias que pueda presentar).

Por el contrario, participar en más de un programa puede crear un sentimiento de “dependencia” a la ayuda (Fusté, 2017). Esto es, claramente, contraproducente tanto para la aceleradora (puesto que puede ceder la oportunidad de participar a una idea con más potencial) como para el equipo (porque sigue en la “zona gris” y el proyecto no arranca, pese a la nueva inversión y formación). Otro ejemplo es que, si los miembros del equipo fundador ya tienen altos niveles de educación y conocen bien el mercado, participar en más de un programa puede provocar ineficiencia, y que la empresa “pierda el foco” sobre lo que realmente importa (Krommenhoek, 2018), aunque este aspecto no ha sido considerado como significativo sobre la influencia en el éxito según Hallen, Bingham y Cohen porque la aceleración aporta beneficios más allá de la formación, como la creación de una red de contactos (Hallen, Bingham, & Cohen, 2017).

UBICACIÓN GEOGRÁFICA

La ubicación también se considera un factor determinante en el éxito del proyecto, en línea con el dicho “*estar en el momento correcto en el lugar correcto*”. Se ha demostrado que existen determinados clusters, como Silicon Valley, que facilitan la absorción de conocimientos externos, la creación de redes de contactos, estar cerca de proveedores especializados, entre otras ventajas (Barringer, Foard, & Neubaum, 2005)

Se produce una especie de círculo virtuoso porque, cuanta más reputación tenga la aceleradora, más se conocerá el área geográfica, y un mayor número de agentes se verán atraídos hacia ella (inversores, startups, corporaciones y proveedores, entre otros) (Barringer, Foard, & Neubaum, 2005). Esto redundará, inevitablemente, en un beneficio indirecto para la startup que puede influir positivamente en sus probabilidades de éxito.

Por otro lado, Fowle concluye que la mejor ubicación para la aceleradora es cerca de sus clientes y fundadores, para fomentar la cultura y el sentido de comunidad (Fowle, 2017). Además, al ofrecer la mayoría de las aceleradoras un espacio de trabajo a sus participantes, se refuerza esta necesidad de cercanía aceleradora-startup.

Aunque este entorno ayuda a la empresa y a veces la protege, también existen startups que participan en un programa de aceleración y luego trasladan su sede de vuelta al lugar de origen de los fundadores. Toganel y Zhu suponen que estas últimas empresas tienen una mayor tasa de fracaso debido a que el futuro de las empresas está muy influenciado por la calidad del gobierno local y del entorno empresarial (Toganel & Zhu, 2017).

En el caso de España podría argumentarse que esta suposición se cumple, ya que la mayor parte de las startups y aceleradoras están concentradas en 3 áreas, principalmente: Madrid, Barcelona y Valencia.

Tabla 3: Aceleradoras y startup por CCAA (2019)

COMUNIDAD AUTÓNOMA	Nº ACELERADORAS	Nº EMPRESAS DE NUEVA CREACIÓN
Madrid	20	1059
Cataluña	11	921
Comunidad Valenciana	8	522
País Vasco	9	160
Andalucía	5	314

Fuente: Elaboración propia a partir de Informe sobre Iniciativas de Apoyo a Startups en España 2019 (Startups Real by El Referente, 2020, págs. 32,57,75,83 y 92).

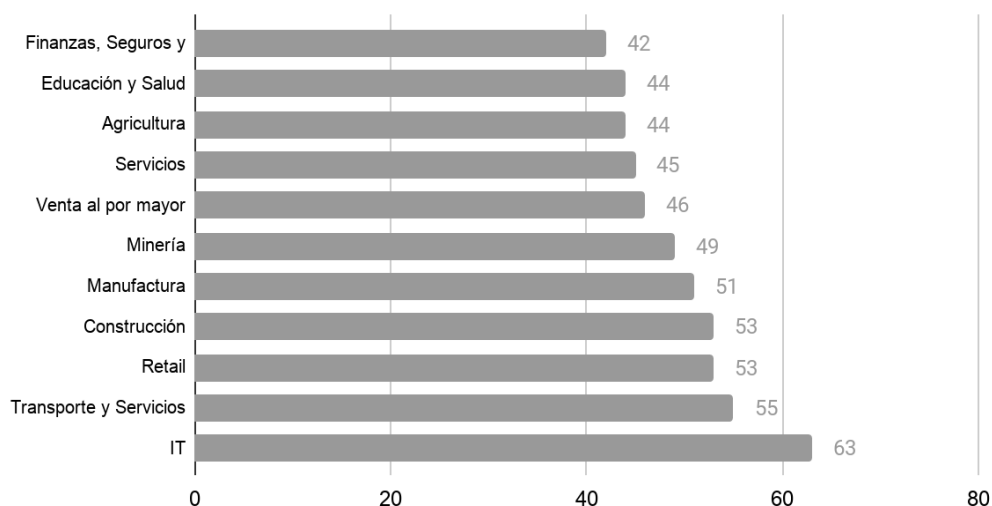
SECTOR

El rendimiento de una empresa de nueva creación es muy diferente según el sector en el que opere (Roure & Keeley, 1990), a causa de la dependencia de los recursos, la economía, la normativa, entre otros muchos factores que condicionan el desarrollo de la empresa, pero especialmente, a la competencia dentro del sector.

Pfeffer y Salancik estudiaron cómo gestionar las organizaciones teniendo presentes y manejando las limitaciones externas que pudieran presentarse (Pfeffer & Salancik, 1978). Siguiendo esta línea, las empresas pueden explotar nichos de mercado donde tengan poca o ninguna competencia y puedan anticiparse a crear el estándar para los consumidores (estrategia del pionero), por otro lado, Barringer y otros, aconsejan a los emprendedores centrarse en un conjunto reducido de mercados y clientes, en vez de enfrentarse al mercado de una manera muy agresiva (ya que cuantas más demandas tenga la empresa, más complicado será manejarla (Barringer, Foard, & Neubaum, 2005), y esto podría conducir al problema de escalabilidad prematura que plantean desde Startup Genome los autores Marmer, Herrmann, Dogrultan y Berman (Marmer, Herrmann, Dogrultan, & Berman, 2011).

Tabla 4: % de negocios de nueva creación que cierran tras 4 años operando

% Negocios de nueva creación que cierran tras 4 años operando



Fuente: Elaboración propia a partir de Cerdeira y Kotashev y Statistic Brain Research Institute (Cerdeira & Kotashev, 2021) (Statistic Brain Research Institute, 2017).

Nota: No existen datos sobre el ratio de fracaso de startups innovadoras, pero este gráfico ayuda a contextualizar la competencia, barreras de entrada y salida (entre otras características) que presenta cada sector.

INNOVACIÓN

Si una empresa ofrece un producto único que solucione de una mejor manera las necesidades de los consumidores, es más probable que sobreviva. Normalmente se llega a estos productos únicos a través de la innovación o invirtiendo en I+D. Así mismo, Barringer y otros sostienen que el acceso a estas prácticas es más fácil cuando la empresa se ubica en un cluster, ya que se producen “desbordamientos de conocimiento” y pueden aparecer sinergias al participar en actividades o crear alianzas con otras empresas (Barringer, Foard, & Neubaum, 2005).

Esta idea se apoya en los resultados de Almus y Nerlinger, que indican que las nuevas empresas basadas en tecnologías crecen más que las que no innovadoras, y crean y mantienen activos más puestos de trabajo (Almus & Nerlinger, 1999).

En el caso de España, “el mundo de la startup se concentra mayoritariamente en servicios digitales, teniendo aún el reto en productos físicos” (South Summit, 2019).

Considerando toda la bibliografía mencionada anteriormente sobre factores que pueden influir en el éxito de una nueva empresa, se podrá suponer que una startup acelerada tiene más probabilidades de éxito si está fundada por un equipo de hombres, con altos niveles de educación (más aún si esta educación es en ámbitos distintos) y experiencia en el sector, además de una previa experiencia emprendedora. Así mismo, será más probable que la startup tenga éxito si recibe una mayor cantidad de capital inicial y se encuentra en una fase más madura cuando entra a participar en el programa. Otros factores que influyen positivamente son que la startup esté establecida en la misma área geográfica que la aceleradora y que sea innovadora. Por último, la probabilidad de éxito será diferente para cada industria, e influirá positivamente (aunque no de manera determinante) que la startup haya participado en más de un programa.

Las hipótesis que intentarán resolverse mediante este estudio son las siguientes:

H1: Las startups fundadas por hombres tienen mayores probabilidades de éxito.

H2: Las startups fundadas por un equipo tienen mayores probabilidades de éxito.

H3: Las startups fundadas por personas con un alto nivel educativo tienen mayores probabilidades de éxito.

H4: Las startups fundadas por personas con perfiles diferentes (equipos equilibrados/ perfiles complementarios) tienen mayores probabilidades de éxito.

H5: Las startups fundadas por personas que tienen una experiencia previa en el sector en el que opera tienen mayores probabilidades de éxito.

H6: Las startups fundadas por personas que han emprendido previamente tienen mayores probabilidades de éxito.

H7: Las startups que obtuvieron un alto importe de financiación inicial (hasta Demo Day) tienen mayores probabilidades de éxito.

H8: Las startups que tienen su sede en la misma ciudad que la aceleradora tienen mayores probabilidades de éxito.

H9: Las startups que se encuentran en una fase más madura en el momento de participación en la aceleradora tienen mayores probabilidades de éxito.

H10: Las startups que participan en más de un programa de aceleración tienen mayores probabilidades de éxito.

H11: Dependiendo del sector en el que opere, una startup tendrá más o menos éxito.

H12: Las startups basadas en la innovación/ que usan tecnologías avanzadas tienen mayores probabilidades de éxito.

3. DATOS

3.1. RECOLECCIÓN DE DATOS

Para este estudio se han utilizado datos de primeras fuentes, obtenidos mediante cuestionario, ya que la información de fuentes externas (como LinkedIn, Crunchbase o SABI) era, en la mayoría de los casos, incompleta o no estaba actualizada.

El cuestionario (ver Anexo 1) se hizo llegar a los posibles candidatos mediante correo electrónico siguiendo este proceso:

- Hacer lista de alumni de cada aceleradora seleccionada (en el caso de este estudio, se eligieron las principales aceleradoras generalistas de España, para tener acceso a información más diversa: Wayra, Lanzadera, Draper (originalmente BBooster), Conector, Seedrocket, Ship2B e IMPACT). Se calcularon alrededor de 600 posibles respuestas.
- Buscar en la web de la startup, en el área de “Contacto”, el mail al que dirigirse; o rellenar los formularios de atención al cliente que aparecen en la propia web.
- Buscar en las plataformas StartupXplore, LinkedIn o Crunchbase el mail de contacto si no se podía acceder a la empresa mediante su web.
- Contactar con las startup, enviando un correo que presenta el proyecto de investigación y pide que se responda a la encuesta.
También se contactó con las aceleradoras seleccionadas para aumentar el número de respuestas, y se publicó la encuesta en LinkedIn.
- Descargar las respuestas desde Google Forms (**total: 53 respuestas**) para analizar los datos mediante Gretl. En el caso de que alguna respuesta tuviera información incompleta, se buscó dicha información en fuentes secundarias.

3.2. DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES

3.2.1. VARIABLE DEPENDIENTE

La variable dependiente de este estudio es el éxito de la empresa. Como se ha comentado con anterioridad, existen definiciones muy variadas del éxito de una empresa. En este estudio se tendrá como referencia de una startup exitosa aquella que siga activa 4 años después de su creación, es decir, aquellas creadas en 2017 o antes.

Se usará el modelo de regresión Logit Binario para identificar los determinantes del éxito de una empresa, el cual se aplica cuando la variable solo puede tener dos resultados: que se dé o no se dé el suceso.

El suceso que se usará para distinguir entre éxito y fracaso es seguir en activo 4 años después de su creación. Aquellas startups que no hayan llegado a operar durante 4 años no se considerarán exitosas.

La codificación de esta variable es: 1 = éxito y 0 = no éxito.

3.2.2. VARIABLES INDEPENDIENTES

Para este modelo aparecen 29 indicadores para 12 factores, divididos en dos categorías: (1) características de los fundadores y (2) características de la startup.

(*) Se ha adoptado como categoría base aquel indicador que representa la moda de cada variable, es decir, el dato que más aparece. La categoría base no se incluye en la ejecución del modelo Logit.

(*) Para ganar grados de libertad, las variables NEDU (nivel educativo de los fundadores) y CAP (capital obtenido hasta Demo Day) se han codificado como variables ordinales, no como Dummies.

CARACTERÍSTICAS DE LOS FUNDADORES

- **Sexo (SEXO):** El sexo del equipo fundador será estudiado porque se ha demostrado que mujeres y hombres no viven las mismas experiencias de emprendimiento. Por tanto, aparecen 3 indicadores:

Hombre: si el equipo sólo está formado por hombres =1, si no =0. Este indicador será la categoría base para la variable SEXO, por lo que no se incluirá en el modelo Logit.

Mujer: si el equipo sólo está formado por mujeres =1, si no =0.

Mixto: si el equipo está formado por hombres y mujeres =1, si no =0.

- **Número de fundadores (NFUND):** Influye de manera positiva que el proyecto sea llevado a cabo por un equipo (en vez de un individuo) tanto en el éxito en general, como en las probabilidades de ser aceptado en un programa de aceleración y de ser financiado. Variable continua.

- **Nivel de educación del equipo (NEDU):** La literatura académica propone que cuanto mayor sea el nivel de educación de los fundadores, mayores serán sus probabilidades de éxito. Se tendrá en cuenta el nivel máximo presentado por los miembros del equipo fundador. Para este factor, aparecen 4 indicadores, codificados como una variable ordinal:

Secundaria: codificado como 1. Este indicador inicialmente se codifica para esta variable, pero al no aparecer en ninguna de las respuestas, no se incluye en el modelo de regresión.

Bachillerato: codificado como 2.

Grado o diplomatura: codificado como 3

Máster o licenciatura: codificado como 4. Este indicador será la categoría base para la variable NEDU, por lo que no se incluirá en el modelo Logit.

- **Multidisciplinar (MULTI):** Se ha decidido estudiar este factor en línea con los beneficios que tiene la *complementariedad* dentro de un equipo (vista como la diversidad de entornos) que mencionan Roure y Keeley en su investigación (Roure & Keeley, 1990). El Startup Genome Report concluyó que aquellos equipos con un fundador técnico y otro empresarial recaudan un 30% más de dinero, tienen 2,9 veces más crecimiento de usuarios y tienen un 19% menos de probabilidades de escalar prematuramente que los equipos fundadores técnicos o empresariales (Marmor, Herrmann, Dogrultan, & Berman, 2011).

Para este trabajo se preguntó a los encuestados si los perfiles de los miembros del equipo provenían de ramas de educación diferentes, por ejemplo, 2 fundadores: un ingeniero y un graduado en ADE. Si se da un caso de este estilo =1, si no=0.

- **Experiencia previa en el sector (EXP_SECTOR):** Si el emprendedor ha tenido una experiencia previa en el sector, evitará “errores de principiante”. Según Cooper, Gimeno-Gascon y Woo, esta experiencia previa influye en la supervivencia y el crecimiento de la startup (Cooper, Gimeno-Gascon, & Woo, 1994). Considerando esto, si el equipo o algún miembro del equipo ha tenido una experiencia previa en el sector en el que opera la startup =1, si no =0.
- **Experiencia previa emprendedora (EXP_EMP):** En la misma línea que el factor anterior, con la experiencia emprendedora el fundador adquiere unas habilidades difíciles de aprender por mera observación. Por ello, si el equipo o algún miembro del equipo ha tenido una experiencia previa emprendiendo =1, si no =0.

CARACTERÍSTICAS DE LA STARTUP

- **Capital obtenido (CAP):** La financiación es clave en las fases iniciales del proyecto, ya que muchas veces la empresa no obtiene beneficios suficientes por sí misma como para llevar a cabo las operaciones (Cooper, Gimeno-Gascon, & Woo, 1994). Aparecen 6 indicadores para representar tramos de financiación (obtenida hasta el Demo Day, o último día del programa, en el que las startups culminan el proceso presentando sus proyectos a inversores).

Los indicadores se han presentado en los siguientes intervalos, y se han codificado como corresponde a una variable ordinal:

0-50k: si la startup recibió un importe entre los 0-50k = 1. Este indicador será la categoría base para la variable CAP, por lo que no se incluirá en el modelo Logit.

50-100k: si la startup recibió un importe entre los 50-100k = 2.

100-350k: si la startup recibió un importe entre los 100-350k = 3.

350-500k: si la startup recibió un importe entre los 350-500k = 4.

500-1M: si la startup recibió un importe entre los 500k-1M = 5.

>1M: si la startup recibió un importe de más de 1M = 6.

- **Ubicación geográfica (UBI):** Una de las características básicas de las aceleradoras es que tienen un proceso de admisión abierto a todos, por lo que cualquier startup puede participar en sus programas. Esto suele implicar la “reubicación” del equipo a la sede de la aceleradora durante el tiempo que dure el programa. Como se ha indicado antes, la ubicación de una empresa es determinante en el éxito o fracaso del proyecto, por la existencia de *clusters* o calidad del gobierno local (Barringer, Foard, & Neubaum, 2005). Teniendo en cuenta que la mayoría de la población del estudio es de origen español en un 92% de los casos), si la startup tiene su sede en la misma ciudad que la aceleradora =1, si no =0.

- **Edad de la startup (EDAD):** Como en el caso de los factores de experiencia previa, una startup que se presenta al programa de aceleración en una etapa más madura y con experiencia acumulada, tendrá más probabilidades de éxito que una startup en fase *seed* o *pre-seed*. Se considerará edad de la startup el número de años que tenía la empresa cuando participó en el proyecto. Variable continua.
- **Participación en más de una aceleradora (PART):** Participar en más de una puede ser en algunas ocasiones poco productivo. Aun así, parece que los beneficios de participar suelen compensar las posibles desventajas (Hallen, Bingham, & Cohen, 2017). Si la startup ha participado en más de un programa =1, si no =0.
- **Sector (SECTOR):** La supervivencia y el desempeño de la startup depende bastante del sector en el que opere (Roure & Keeley, 1990). Para este factor aparecen 9 indicadores.
 - Retail:** si la startup opera en el sector retail =1, si no= 0.
 - Finanzas:** si la startup opera en el sector financiero =1, si no= 0.
 - Media:** si la startup opera en el sector media =1, si no= 0.
 - Educación:** si la startup opera en el sector educativo =1, si no= 0.
 - Salud:** si la startup opera en el sector sanitario =1, si no= 0.
 - IT:** si la startup opera en el sector IT, AI, IoT, data... =1, si no= 0. Este indicador será la categoría base para la variable SECTOR, por lo que no se incluirá en el modelo Logit.
 - ECO:** si la startup opera en sectores como economía circular/ componente social, medio ambiente o agricultura =1, si no= 0.
 - Servicios:** si la startup opera en el sector servicios =1, si no= 0.
 - Otro:** si el sector en el que opera la startup no entra en ninguno de los sectores anteriores =1, si no= 0.
- **Innovación (INNOV):** Si la empresa utiliza tecnologías avanzadas =1, si no= 0.

3.3. METODOLOGÍA: EL MODELO LOGIT

Para encontrar los factores de éxito de la startup acelerada se analizarán mediante el modelo Logit las X observaciones obtenidas mediante encuesta, en el programa estadístico Gretl.

Como se ha mencionado anteriormente, este modelo se usa cuando la variable dependiente es dicotómica, es decir, solo puede tomar dos valores (1 si se da el fenómeno), (0 si no se da). Permite predecir la probabilidad de que ocurra el suceso, estimando los coeficientes del modelo. Si el coeficiente de la variable independiente es positivo, la probabilidad aumenta; si es negativo, la probabilidad disminuye.

Seguidamente se explicará la modelización del modelo Logit

Partiendo de la base de un modelo de regresión lineal simple: $Y = \alpha + \beta_1 x_{1i} + \beta_k x_{ki} + u$

Los resultados de Y solo pueden ser 0 y 1, y después se obtiene la probabilidad de que ocurra cada uno:

$P(Y = 1) = p$ = probabilidad de que la startup tenga éxito

$P(Y = 0) = (1 - p)$ = probabilidad de que la startup no tenga éxito

Con estas variables, por tanto, se generaría el modelo $P_i = \alpha + \beta_1 x_{1i} + \beta_k x_{ki} + u$

Que al ser estimado podría dar, por ejemplo, $\hat{P}_i = 0,89 + 0,06x_{1i} - 0,12x_{2i}$

El signo del parámetro estimado indica la dirección de la relación: si es positivo, aumenta la probabilidad de que pase, y al contrario si es negativo. En el modelo de regresión lineal esto puede suponer un problema (no es tan fácil interpretar la variable dependiente, los efectos marginales (β) son constantes, pueden darse limitaciones por heterocedasticidad, y no es

posible suponer normalidad de las perturbaciones) (Martínez de Ibarreta, y otros, 2019) debido a que pueden darse estimaciones donde la probabilidad <0 o >1 , situación imposible.

Este problema se resuelve con el modelo de regresión logística o Logit, que parte de la razón de probabilidad o $RP = P_i / 1 - P_i$ (el cociente entre la probabilidad de que un suceso ocurra y la probabilidad de que no ocurra, también proporciona la dirección de la asociación).

El modelo Logit aplica el logaritmo natural de la RP para reducir los errores de precisión de la muestra (Herramientas Cuantitativas Online!, 2018). Queda, por tanto, la ecuación siguiente:

$$\ln(RP) = \ln \frac{P_i}{1 - P_i}$$

Si “devolvemos” a términos de probabilidad esta función, obtenemos:

$$P_i = \text{prob}(Y_i = 1) = \frac{e^{\text{logit}_i}}{e + e^{\text{logit}_i}} = \frac{e^{\alpha + \sum k * \beta k_i}}{e + e^{\alpha + \sum k * \beta k_i}} = \frac{e^{Z_i}}{e + e^{Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

Siendo:

$$Z_i = \alpha + \sum k * \beta k_i$$

P_i : probabilidad de la variable dependiente (probabilidad de startup exitosa). P_i es una variable dicotómica, por lo que únicamente puede tomar los valores de 0 y 1, y está relacionada con Z_i .

α = parámetro constante

βk_i = conjunto de parámetros para cada variable independiente

e = base del logaritmo natural (2,71828)

(Herramientas Cuantitativas Online!, 2018)

Para interpretar los resultados del modelo Logit hay que fijarse en:

- R^2 McFadden o pseudo R^2 : para conocer la bondad de ajuste. En el caso del modelo Logit, no se interpreta, y sirve como medida para elegir qué modelo es mejor. Toma valores entre 0 y 1, y cuanto mayor sea R^2 , más explicativo será el modelo y mayor será su función de verosimilitud.
- Pendiente: para conocer el efecto marginal de un individuo promedio en las variables independientes. Expresa los puntos de probabilidad que aumentan (para la variable dependiente) al cambiar la variable independiente. Por ejemplo, si la pendiente es -0,12, y la probabilidad de que ocurriera Y antes era de un 34% ahora es de un 22%.
- P-valor: para ver la significación de las variables independientes en el modelo. Si los valores p son altos, las variables no son significativas. Además, existen 3 niveles de significación, que en estadística suelen interpretarse de la siguiente manera: (*) para un nivel de significación menor al 10%, (**) para un nivel de significación menor al 5%, y (***) para un nivel de significación menor al 1%.
- Matriz de confusión: sirve para observar si existe alguna observación mal clasificada por el modelo, o, en otras palabras, conocer la “tasa de acierto” del modelo. Hay que comparar este porcentaje con el de la Regla de la Mayoría (con el % de aciertos que habría obtenido el modelo si todos los casos eran como el valor más frecuente en la muestra).

(Martínez de Ibarreta, y otros, 2019)

4. ANÁLISIS DE DATOS Y RESULTADOS

4.1. ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

Antes de proceder al diagnóstico de los datos obtenidos mediante la investigación, es necesario distinguir dos grupos de startups: (1) las exitosas, que son aquellas que siguen operativas 4 años después de su fundación y (2) las no exitosas, que son aquellas que no han cumplido con este requisito. A partir de estos 2 grupos se podrá ejecutar el modelo Logit para predecir el éxito de la startup.

A grandes rasgos, resaltan las siguientes diferencias entre ambos grupos: las startups exitosas tienen una proporción mucho menor de equipos mixtos que las no exitosas (19% frente a 44%), aunque presentan el doble de equipos multidisciplinarios (24% frente a 12%). Por otro lado, reciben mayores rangos de financiación durante su estancia en el programa, y un 30% menos de las empresas comparten ciudad con las aceleradoras en las que participaron (aunque son más las que participan en programas de aceleración adicionales). Finalmente, las empresas exitosas son innovadoras en un 92%, mientras que las no exitosas solo lo son en un 75%.

No obstante, también es posible encontrar similitudes entre los dos tipos de startups: presentan números similares en cuanto a fundadores, y experiencias previas tanto en el sector en el que opera la nueva empresa como emprendiendo. Por último, para el primer tramo de financiación (0-50k hasta el Demo Day) también presentan proporciones semejantes.

Tabla 5: Estadística descriptiva

CARACTERÍSTICA	EXITOSA (37)	NO EXITOSA (16)
Fundadores		
Sexo fundadores		
Hombre (%)	73	56
Mujer (%)	8	0
Equipo mixto (%)	19	44
Número de fundadores (media)	2,54	2,69
Nivel educativo		
Bachillerato (%)	3	0
Grado o diplomatura (%)	16	19
Master o licenciatura (%)	81	81
Equipo multidisciplinar (%)	24	12
Experiencia previa sector (%)	60	62
Experiencia previa emprendimiento (%)	68	75
Startup		
Capital obtenido		
0-50k (%)	32	31
50-100k (%)	18	38
100-350k (%)	12	19
350-500k (%)	12	0
500k-1M (%)	9	0
>1M (%)	18	13
Ubicación startup = aceleradora (%)	41	75
Edad startup cuando participa (años media)	2,4	0,81
Participación en más de un programa (%)	70,2	50
Sector		
Retail (%)	11	25
Finanzas (%)	3	13
Media (%)	5	0
Educación (%)	5	0
Salud (%)	14	19
IT (%)	43	6
ECO (%)	8	19
Servicios (%)	8	13
Otro (%)	3	6
Innovación (%)	92	75

Fuente: Elaboración propia.

4.2. GRETL

Se ha utilizado el software econométrico de libre acceso Gretl para analizar la muestra obtenida mediante el modelo de regresión Logit Binario, explicado anteriormente.

En primer lugar, se realizó un modelo Logit Binario con todas las variables independientes y la variable cuadrática de NFUND para captar posibles cambios de signo en el coeficiente. Este modelo será considerado como Modelo 0 o principal (ver Anexo 5), habiendo quitado los indicadores que funcionaban como la categoría base de cada una (Hombre para SEXO, Licenciatura o Master para NEDU, 0-50k para CAP e IT para Sector, además del indicador Secundaria en NEDU porque no aparecía en ninguna observación) con el fin de obtener la pendiente, la matriz de confusión y los p-valores de las mismas.

Algo a considerar en cuanto a la ejecución de este modelo, es que se tuvieron que eliminar variables adicionales, dado que existía un problema de predicción perfecta (ver Anexo 10). Estas variables fueron: MUJER (Sexo) y MEDIA, EDU y SALUD (para Sector). Una vez eliminadas, el modelo pudo ejecutarse sin problemas.

Además, se realizaron varios modelos adicionales para analizar el comportamiento de las variables por bloques o en diferentes situaciones. (ver Anexos 6 a 9):

- Modelo 1, que tiene en cuenta únicamente las variables correspondientes a las características de los fundadores, es decir: sexo, número de fundadores, nivel educativo, equipo multidisciplinar, experiencia previa en el sector y experiencia previa emprendiendo. (Anexo 6)
- Modelo 2, que es una variante del modelo 1 en el que se añade la variable cuadrática de número de fundadores para ver si se comporta como una U invertida, en base a la hipótesis de Hackman y Oldham (un equipo tiene que ser lo suficientemente grande como para realizar todas las tareas que conlleva una empresa, pero no más porque se

perdería la eficiencia y aumentarían los costes (Hackman & Oldham, 1982).) Se espera que el coeficiente de esta variable sea significativo y negativo. (Anexo 7)

- Modelo 3, que solo cuenta con las variables correspondientes a las características de la startup, concretamente: capital obtenido, ubicación de la startup en la misma ciudad que la aceleradora, edad de la startup cuando participa en el programa de aceleración, participación en más de un programa, sector en el que opera la startup e innovación. (Anexo 8)
- Modelo 4, en el que se ejecuta un modelo de regresión Logit con las variables que resultan ser significativas para los modelos 2 y 3. (Anexo 9)

Posteriormente se analizarán los coeficientes y p-valores obtenidos de las variables significativas para cada modelo. No obstante, en los Anexos que corresponden a cada modelo se puede obtener información más detallada de cada uno (como las pendientes, matrices de confusión y R^2).

4.3. RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

4.3.1. Modelo 0 o principal (todas las variables)

Como se ha comentado anteriormente, para ejecutar este modelo fue necesario eliminar ciertos indicadores y variables por un problema de predicción perfecta (ver Anexo 10). Una vez solucionado este obstáculo, los resultados obtenidos muestran un total de 6 variables significativas (2 pertenecientes al bloque de variables que representan características de los fundadores y 4 pertenecientes al bloque de variables que representan características de la startup, en este caso todos corresponden a indicadores de la variable sector). A continuación se analizarán sus coeficientes:

- Variables significativas al 10%:

- **MIXTO:** Tiene un coeficiente negativo, lo que implica que el hecho de que la startup esté formada por un equipo fundador mixto (hombres y mujeres) reduce las probabilidades de éxito de la misma, por lo que se puede aceptar la Hipótesis 1 respecto al sexo de los fundadores (“Las startups fundadas por hombres tienen mayores probabilidades de éxito”).

Respecto a este resultado, se puede observar que es consistente con la realidad empresarial de España y la mayoría de la literatura empresarial disponible, que suele estar enmarcada en una perspectiva masculina (Ahl, 2006). Sin embargo, no es consistente con los hallazgos de Hoogendoorn, Oosterbeek, & Van Praag (las empresas fundadas por equipos mixtos igualitarios funcionan mejor) (Hoogendoorn, Oosterbeek, & Van Praag, 2013).

- **RETAIL:** Tiene un coeficiente negativo. Implica que una startup que opere en este sector verá sus probabilidades de éxito negativamente afectadas, en comparación con otras startups que operen en sectores diferentes.
- **ECO:** Al igual que el sector Retail, esta variable también presenta un coeficiente negativo, y la startup se verá perjudicada.

- Variables significativas al 5%:

- **EXP_EMP:** La variable que corresponde a una previa experiencia emprendiendo es significativa al 5% y presenta un coeficiente positivo, lo cual es consistente con la hipótesis planteada (“Las startups fundadas por personas que han emprendido previamente tienen mayores probabilidades de éxito”) y la literatura académica revisada (Lafuente, Vaillant, Vendrell-Herrero, & Gomes, 2018). Por tanto, se aceptará la hipótesis ya que aquellas empresas cuyos fundadores tienen una previa experiencia de emprendimiento tienen mayores probabilidades de ser exitosas, frente a aquellas cuyos fundadores no han creado un negocio anteriormente.

- **FINANZAS:** La variable correspondiente al sector Finanzas devuelve un coeficiente negativo al modelo, que implica que la startup tendrá menos posibilidades de éxito si opera en este sector.
- **SERVICIOS:** Al igual que para el sector Finanzas, el sector Servicios presenta un coeficiente negativo, y las startups que operan en este sector se verán en una situación más desfavorable respecto a otras que operen en otros sectores, como por ejemplo IT.

Tabla 6: Modelo 0 (Coeficientes y p-valores)

VARIABLE	COEFICIENTE	P-VALOR
Const	3,10347	0,3636
MIXTO	-2,57331	0,0706 *
NFUND	0,354825	0,4657
NEDU	-0,0694073	0,9250
MULTI	2,22611	0,1008
EXP_SECTOR	0,431191	0,6345
EXP_EMP	0,431191	0,0149 **
CAP	0,0984232	0,7204
UBI	-1,52433	0,2051
EDAD	0,417732	0,1448
PART	1,36296	0,2342
RETAIL	-3,86798	0,0704 *
FINANZAS	-3,55791	0,0243 **
ECO	-2,62932	0,0675 *
SERV	-3,55791	0,0235 **
OTRO	-0,268708	0,9159
INNOV	0,683097	0,7296
NFUND ²	-0,0938824	0,3940

Fuente: Elaboración propia.

4.3.2. Modelo 1 (fundadores)

En el Modelo 1 sólo se ha obtenido una variable significativa (MIXTO), con una evidencia débil (al 10%), presentando iguales coeficientes y significación que en el Modelo 0 o principal. Su coeficiente negativo implica que aquellas startups con equipos fundadores mixtos tienen menos posibilidades de llegar a 4 o más años de operaciones.

Tabla 7: Modelo 1 (Coeficientes y p-valores)

VARIABLE	COEFICIENTE	P-VALOR
Const	2,27613	0,4500
MIXTO	-1,55110	0,0408 *
NFUND	-0,0865476	0,7774
NEDU	-0,137566	0,8556
MULTI	1,44706	0,1434
EXP_SECTOR	-0,111821	0,8684
EXP_EMP	-0,562932	0,4576

Fuente: Elaboración propia.

4.3.3. Modelo 2 (fundadores, con NFUND y su cuadrática)

En esta variante del Modelo 1, la única diferencia que se ha obtenido respecto al original es que, en este Modelo, la variable MIXTO obtiene un nivel de significación más alto (ahora, a un 5%). La variable sigue teniendo un coeficiente negativo, por lo que tener un equipo fundador formado por hombres y mujeres afecta negativamente a la startup,

Respecto al comportamiento de NFUND², aunque no sea significativa, la variable se comporta de la manera esperada, es decir, en forma de U invertida (dado su coeficiente negativo), lo que implica que, dado un punto, aumentar el número de personas en el equipo resulta contraproducente.

Es por ello por lo que se puede confirmar la teoría de Hackman y Oldham de que un equipo fundador debe tener el tamaño justo para realizar las actividades (Hackman & Oldham, 1982)

Tabla 8: Modelo 2 (Coeficientes y p-valores)

VARIABLE	COEFICIENTE	P-VALOR
Const	1,74233	0,5464
MIXTO	-1,65229	0,0304 **
NFUND	0,373841	0,4976
NEDU	-0,129115	0,8526
MULTI	1,38531	0,2381
EXP_SECTOR	0,0674695	0,9303
EXP_EMP	-0,730103	0,3847
NFUND ²	-0,0923440	0,2948

Fuente: Elaboración propia.

4.3.4. Modelo 3 (startup)

En el Modelo 3 aparecen numerosas variables significativas, con evidencias tanto débiles (al 10%) como moderadas (al 5%). Al ejecutar el modelo en Gretl, las variables EDU y MEDIA (Sector) fueron eliminadas por el problema de la predicción perfecta. A continuación se analizarán los coeficientes de las variables significativas y sus implicaciones:

- Variables significativas al 10%:
 - **UBI:** Su coeficiente negativo no es consistente con la hipótesis sobre la ubicación de la startup (“Las startups que tienen su sede en la misma ciudad que la aceleradora tienen mayores probabilidades de éxito”) ni con la literatura revisada (Barringer, Foard, & Neubaum, 2005) y (Fowle, 2017), por lo que se tendrá que rechazar la hipótesis.

- **PART:** El coeficiente positivo presentado por la variable es consistente con la hipótesis sobre la participación de la startup en más de un programa de aceleración (“Las startups que participan en más de un programa de aceleración tienen mayores probabilidades de éxito.”) y los hallazgos del estudio *Do accelerators accelerate?* (Hallen, Bingham, & Cohen, 2017) por lo que se aceptará la hipótesis.
- **FINANZAS:** El coeficiente negativo para el sector Finanzas implica que las startups que operen en este sector tienen menos probabilidades de ser exitosas que aquellas que operan en otros sectores.

- Variables significativas al 5%:

- **EDAD:** El coeficiente positivo para la variable edad es consistente tanto con la hipótesis (“Las startups que se encuentran en una fase más madura en el momento de participación en la aceleradora tienen mayores probabilidades de éxito”) como con la literatura consultada, por lo que se puede aceptar la hipótesis hecha sobre esta variable.
- **RETAIL:** Este indicador presenta un coeficiente negativo, por lo que (al igual que para el sector Finanzas) aquellas startups que operen en este sector verán sus probabilidades de éxito reducidas.
- **SALUD:** El sector salud también presenta un coeficiente negativo, y, en consecuencia, la startup tendrá menores probabilidades de cumplir 4 años o más.
- **ECO:** El coeficiente negativo que ofrece el modelo para sectores como economía circular, de componente social, medio ambiente o agricultura implica que la startup tendrá menores probabilidades de ser exitosa, en comparación con aquellas que operen en diferentes sectores.

Tabla 9: Modelo 3 (Coeficientes y p-valores)

VARIABLE	COEFICIENTE	P-VALOR
Const	6,88727	0,0918 *
CAP	0,584505	0,2423
UBI	-6,00209	0,0632 *
EDAD	2,40517	0,0408 **
PART	5,42394	0,0590 *
RETAIL	-6,41069	0,0168 **
FINANZAS	-11,7440	0,0781 *
SALUD	-15,8728	0,0195 **
ECO	-12,9840	0,0248 **
SERV	-12,9840	0,1899
OTRO	-3,87397	0,1754
INNOV	-1,78438	0,4698

Fuente: Elaboración propia.

4.3.5. Modelo 4 (significativas para modelos 2 y 3)

En el Modelo 4 se ejecutó una regresión Logit teniendo en cuenta únicamente aquellas variables que resultaron significativas para los modelos 2 y 3. Como consecuencia, unas variables redujeron su significación (en algunos casos llegando a perderla), mientras que otras mantuvieron su nivel anterior de significación o incluso lo aumentaron. Todas mantuvieron el signo de sus coeficientes.

- **MIXTO:** pierde su significación en el Modelo.
- **EXP_EMP:** pierde su significación.
- **UBI:** aumenta su significación.
- **EDAD:** reduce su significación.
- **PART:** mantiene su significación.
- **RETAIL:** pierde su significación.
- **FINANZAS:** mantiene su significación.

- **SALUD:** reduce su significación.
- **ECO:** mantiene su significación.
- **SERV:** reduce su significación.

Tabla 10: Modelo 4 (Coeficientes y p-valores)

VARIABLE	COEFICIENTE	P-VALOR
Const	4,19665	0,0803 *
MIXTO	-1,11342	0,4234
EXP_EMP	-0,953613	0,3096
UBI	-2,88974	0,0276 **
EDAD	1,86369	0,0326 *
PART	4,27895	0,0508 *
RETAIL	-4,48309	0,1459
FINANZAS	-8,47251	0,0709 *
SALUD	-8,56612	0,0781 *
ECO	-8,79977	0,0798 *
SERV	-9,19041	0,0501 *

Fuente: Elaboración propia.

4.4. DISCUSIÓN SOBRE LA PRECISIÓN Y COMPORTAMIENTO DE LOS MODELOS

En primer lugar, se revisarán las hipótesis realizadas en el planteamiento del estudio, para decidir si, en base a los resultados obtenidos en los Modelos, y más concretamente, a los coeficientes de las variables significativas, pueden aceptarse o rechazarse.

H1: Las startups fundadas por hombres tienen mayores probabilidades de éxito. Se acepta.

H2: Las startups fundadas por un equipo tienen mayores probabilidades de éxito. No se acepta ni se rechaza, puesto que la variable no ha resultado ser significativa.

H3: Las startups fundadas por personas con un alto nivel educativo tienen mayores probabilidades de éxito. No se acepta ni se rechaza, puesto que la variable no ha resultado ser significativa.

H4: Las startups fundadas por personas con perfiles diferentes (equipos equilibrados/ perfiles complementarios) tienen mayores probabilidades de éxito. No se acepta ni se rechaza, puesto que la variable no ha resultado ser significativa.

H5: Las startups fundadas por personas que tienen una experiencia previa en el sector en el que opera tienen mayores probabilidades de éxito. No se acepta ni se rechaza, puesto que la variable no ha resultado ser significativa.

H6: Las startups fundadas por personas que han emprendido previamente tienen mayores probabilidades de éxito. Se acepta.

H7: Las startups que obtuvieron un alto importe de financiación inicial (hasta Demo Day) tienen mayores probabilidades de éxito. No se acepta ni se rechaza, puesto que la variable no ha resultado ser significativa.

H8: Las startups que tienen su sede en la misma ciudad que la aceleradora tienen mayores probabilidades de éxito. Se rechaza.

H9: Las startups que se encuentran en una fase más madura en el momento de participación en la aceleradora tienen mayores probabilidades de éxito. Se acepta.

H10: Las startups que participan en más de un programa de aceleración tienen mayores probabilidades de éxito. Se acepta.

H11: Dependiendo del sector en el que opere, una startup tendrá más o menos éxito. Se acepta, aunque con reservas, ya que es inusual que en la mayoría de los sectores el coeficiente obtenido haya sido negativo.

H12: Las startups basadas en la innovación/ que usan tecnologías avanzadas tienen mayores probabilidades de éxito. No se acepta ni se rechaza, puesto que la variable no ha resultado ser significativa.

Una vez revisadas las hipótesis, podemos concluir (con evidencias significativas) que una startup que participa en un programa de aceleración tendrá más probabilidades de éxito si: está fundada por hombre(s) que haya(n) emprendido previamente, es madura cuando

participe en el programa (y haya participado en más de uno), y cuya sede no se encuentre en la misma ciudad que la aceleradora. No se puede llegar a conclusiones a partir de las observaciones de variables no significativas.

Un hecho que salta a la vista respecto a este modelo es que todos los sectores que han podido ejecutarse en la regresión logística han devuelto un coeficiente negativo. Puede considerarse como circunstancia un tanto inusual, dado que no parece posible que cualquier sector que no sea IT (variable categórica y por tanto no introducida en los Modelos) reduzca las probabilidades de que la empresa llegue a 4 o más años en sus operaciones.

En cuanto al R^2 de McFadden los modelos, suele ser bastante bajo (ver Anexos 5 a 9), lo que implica que el modelo no se ajusta perfectamente a las observaciones y puede suponer una limitación al estudio.

Por todo ello, y desgraciadamente, no parece que el modelo sea lo suficientemente válido como para poder tomar decisiones fiables. Por esta razón podemos clasificar la investigación y el modelo realizados como una base para futuros estudios, y una metodología que sirva para predecir el éxito de una startup.

Es necesario que se usen muestras mucho mayores para acceder a datos con mayor variabilidad y por tanto, a resultados más concluyentes que reduzcan las limitaciones

Finalmente se ha elaborado una ilustración que muestra los factores identificados por Santisteban y Mauricio en su revisión de la literatura, incluidos los que se han estudiado en este trabajo. En negrita aparecen los que han resultado ser significativos en el estudio.

Ilustración 4: Factores que influyen en el éxito de la startup (significativos)

<p>Edad startup</p> <p>Sector</p> <p>Ubicación (cerca de aceleradora)</p> <p>Participación en más de un programa de aceleración</p> <p>Innovación de producto</p> <p>Ubicación (cerca de proveedores y clientes)</p> <p>Clusters</p> <p>Socios / alianzas</p> <p>Mercado potencial sin explotar</p> <p>Tasa crecimiento (startup vs sector)</p> <p>Canales de distribución</p> <p>Capital inicial</p> <p>Independencia del emprendedor</p> <p>Entorno favorable al negocio de desempleo</p>	<p>Género (emprendedor)</p> <p>Previa experiencia en sector</p> <p>Previa experiencia emprendedora</p> <p>Previa experiencia en I+D</p> <p>Previa experiencia en gestión</p> <p>Previa experiencia en marketing</p> <p>Formación académica</p> <p>Habilidades tecnológicas/ negocios</p> <p>Liderazgo del emprendedor</p> <p>Edad (emprendedor)</p> <p>Motivación (emprendedor)</p> <p>Tamaño equipo</p> <p>Habilidades sociales</p> <p>Personalidad / capacidad enfrentarse a dificultades (emprendedor)</p> <p>Actitud negocios</p> <p>Situación previa de desempleo</p> <p>Equipo multidisciplinar</p>
---	--

Fuente: Elaboración propia.

*Nota: Letra normal: factores identificados en la literatura y en este estudio. Letra negrita: factores significativos en este estudio.

5. CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

El emprendimiento vía startup es una realidad y una tendencia a nivel global, así como en España. Tiene numerosos beneficios para la economía y la sociedad, puesto que crea empleo y fomenta la innovación (Khan, 2018).

Existen numerosas formas de apoyo a este tipo de emprendedor: business angels, préstamos blandos como ENISA en el caso de España, incubadoras y, más recientemente, aceleradoras.

Pese a estos apoyos, la mayoría de las startups no llegan a su cuarto o quinto año en activo. En este trabajo se pretendía conocer cuáles eran los factores de éxito de las startups que han pasado por un programa de aceleración para asentar y perfeccionar su modelo de negocio.

Tras una revisión bibliográfica sobre los conceptos de startup, aceleradora, el éxito de una startup y los factores que lo conforman, se realizó una recogida de datos de primeras fuentes a través de un cuestionario, para luego analizarlos mediante una regresión logística con una muestra de 53 startups para ver la relación entre los factores seleccionados y el éxito de la empresa (que fue definido como el hecho de estar operativas 4 años o más; es decir, no se consideraron exitosas aquellas empresas que participaron en la investigación y que fueron creadas a partir de 2018, por no cumplir con este requisito).

Respecto a la consecución de los objetivos planteados para ese estudio, los objetivos primarios (conocer cómo afecta cada factor a la probabilidad de éxito, y, de estos, saber cuáles son críticos) se han conseguido, puesto que (a partir de la bibliografía y de la regresión Logit) se conoce el comportamiento de cada variable. Por ejemplo, gracias a este trabajo se puede saber que la participación en más de un programa de aceleración por lo general es positivo y determinante en el éxito de la empresa a largo plazo, pero que en ciertos casos esa participación adicional puede ser contraproducente (si el equipo fundador ya tiene mucha experiencia acumulada, el margen de aprendizaje potencial se ve reducido).

En lo relativo a los objetivos secundarios que tratan sobre la identificación de patrones de comportamiento o de características de las startups del presente estudio y el de Toganel y Zhu¹, los resultados de los modelos Logit ejecutados son similares (dado que son pocas las variables que han resultado ser significativas en las investigaciones, que los R² obtenidos son bajos, y que es necesario que se tomen muestras mucho mayores para obtener resultados más fiables).

Se considera que el objetivo de proporcionar información útil tanto a emprendedores como a aceleradoras se ha logrado, ya que pueden recurrir a la bibliografía consultada para decidir si participar en un programa, o aceptar a cierto candidato, valorando todos los aspectos de cada factor estudiado en este trabajo.

Es necesario resaltar que solo se han aceptado o rechazado aquellas hipótesis que estaban vinculadas a variables que resultaron ser significativas en los diferentes modelos ejecutados², por lo que la principal conclusión a la que se ha llegado con esta investigación es que una startup tiene más probabilidades de éxito si está fundada por hombre(s) que haya(n) emprendido previamente, es madura cuando participe en el programa de participación (y haya participado en más de uno), y cuando su sede no se encuentra en la misma ciudad que la aceleradora.

No obstante, y como se ha mencionado de antemano, la muestra de esta investigación es relativamente pequeña y no se han obtenido resultados significativos para todas las variables, por lo que se recomienda realizar este estudio con muestras mayores que representen mejor a la unidad observacional y que permitan extraer conclusiones más fiables. Además, también pueden añadirse datos directamente de fuentes secundarias, si el tiempo lo permite y las diversas fuentes proporcionan información actualizada; así como otros factores más

¹ En su modelo Logit no aparecieron tantas variables significativas como en este trabajo. De hecho, aparecen 4: número de fundadores (al 10%), mujer (al 10%), capital obtenido (al 5%) e innovación (al 10%)

² Sexo del emprendedor o del equipo fundador, previa experiencia emprendedora del emprendedor o del equipo fundador, misma ubicación de la startup la aceleradora, edad de la startup cuando participa en el programa, participación en más de un programa de aceleración sector en el que opera la empresa.

específicos como liderazgo del emprendedor, entorno político y legal, socios y alianzas, entre otros, que permitan tener una imagen aún más precisa del fenómeno.

A pesar de sus limitaciones, este trabajo propone una metodología que puede usarse en futuras investigaciones que estudien las startups de un sector en concreto, de una región, entre otras cosas, y obtener comparativas. Además, se pueden realizar cuestionarios más completos, hacer preguntas que estén relacionadas con las diferentes definiciones de éxito, centradas en algún aspecto de la startup, entre otras variantes del estudio. El tema investigado tiene un enorme potencial de explotación, que redundará en un beneficio tanto para las startups como para las aceleradoras.

Con los *insights* que se pueden extraer del estudio se pretende ayudar tanto a startups como a aceleradoras a tomar mejores decisiones basadas en datos. Si esto ocurre, es más probable que las empresas tengan éxito a largo plazo, y que su crecimiento sea más sostenido.

6. BIBLIOGRAFÍA

- StartupBlink. (2021). *Global Accelerator Map - List of Startup Accelerators*. Obtenido de StartupBlink: <https://www.startupblink.com/accelerators>
- Ahl, H. (2006). Why research on women entrepreneurs needs new directions. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 595-621. Obtenido de <https://journals.sagepub.com/doi/10.1111/j.1540-6520.2006.00138.x>
- Almus, M., & Nerlinger, E. (1999). Growth of New Technology-Based Firms: Which Factors Matter? *Small Business Economics*, 13(2). Obtenido de https://econpapers.repec.org/article/kapsbusec/v_3a13_3ay_3a1999_3ai_3a2_3ap_3a141-54.htm
- Arnau Sabatés, L., & Sala Roca, J. (2020). *La revisión de la literatura científica: Pautas, procedimientos y criterios de calidad*. Barcelona: Departament de Teories de l'Educació i Pedagogia Social Universitat Autònoma de Barcelona.
- Barringer, B., Foard, J., & Neubaum, D. (2005). A Quantitative Content Analysis of the Characteristics of Rapid-Growth Firms and Their Founders. *Journal of Business Venturing*, 20, 663-687. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/222426972_A_Quantitative_Content_Analysis_of_the_Characteristics_of_Rapid-Growth_Firms_and_Their_Founders
- Bernabeu, P. (2018). *Estudio de las aceleradoras en España*. Valencia: Universidad Politécnica de Valencia.
- Blank, S., & Dorf, B. (2012). *The startup owner's manual: The step-by-step guide for building a great company*. BookBaby.
- Bosma, N., Hill, S., Ionescu-Somers, A., Kelley, D., Levie, J., & Tarnawa, A. (2020). *Global Entrepreneurship Monitor 2019/2020 Global Report*. Londres: Global Entrepreneurship Research Association.
- Castillero, O. (2017). *Los 15 tipos de investigación (y características)*. Obtenido de Psicología y Mente: <https://psicologiaymente.com/miscelanea/tipos-de-investigacion>

- Cerdeira, N., & Kotashev, K. (25 de 3 de 2021). *Startup Failure Rate: Ultimate Report + Infographic [2021]*. Obtenido de Failory: <https://www.failory.com/blog/startup-failure-rate>
- Cooper, A., Gimeno-Gascon, F., & Woo, C. (9 de 1994). Initial human and financial capital as predictors of new venture performance. *Journal of Business Venturing*, 9(5), 371-395. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0883902694900132?via%3Dihub>
- Cuadrado, I. (2004). VALORES Y RASGOS ESTEREOTÍPICOS DE GÉNERO DE MUJERES LÍDERES. *Psicothema*, 16(2), 270-275 . Obtenido de <http://www.psicothema.com/psicothema.asp?id=1193>
- Díaz-Santamaría, C., & Bulchand-Gidumal, J. (2021). Econometric Estimation of the Factors That Influence Startup Success. *Sustainability*, 13(4). Obtenido de <https://doi.org/10.3390/su13042242>
- Dumitru, A. (24 de 2 de 2017). *How Should Tech Entrepreneurs Choose an Incubator or Accelerator?* Obtenido de Nordic Business Report: <https://www.nbforum.com/nbreport/tech-entrepreneurs-choose-incubator-accelerator/>
- Dunn, S. (12 de 3 de 2020). *The Origins of Startup Accelerators*. Obtenido de Accelerators Guide: <https://www.accelerators.guide/post/the-origins-of-startup-accelerators>
- Eisenhardt , K., & Schoonhoven , C. (1990). Organizational Growth: Linking Founding Team, Strategy, Environment, and Growth Among U.S. Semiconductor Ventures, 1978-1988. *Administrative Science Quarterly*, 35(3), 504-529. Obtenido de <https://www.jstor.org/stable/2393315?origin=crossref&seq=1>
- Fowle, M. (2017). Critical Success Factors for Business Accelerators: A Theoretical Context. *HEFCE Catalyst PIPE Project*, 5. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/320183467_Critical_Success_Factors_for_Business_Accelerators_A_Theoretical_Context

- Fuente, O. (25 de 1 de 2019). *Qué significa Product Market Fit y cómo lo aprovecha el product manager*. Obtenido de IEB School:
<https://www.iebschool.com/blog/product-market-fit-comercio-ventas/>
- Fusté, N. (2017). *Estudio de las empresas incubadoras y aceleradoras españolas*. Valencia: Universidad Politécnica de Valencia.
- GAN. (2019). *2019 Data Infographic*. Obtenido de GAN: <https://www.gan.co/data/2019-infographic/>
- Gimeno, G. (2015). *Las aceleradoras como trampolín de startups*. Valencia: Universidad Politécnica de Valencia.
- Hackman, J., & Oldham, G. (1982). WORK REDESIGN. *Group & Organization Studies*, 7(1).
- Hallen, B., Bingham, C., & Cohen, S. (2017). Do accelerators accelerate? A study of venture accelerators as a path to success. *Academy of Management*, 2014(1).
 Obtenido de <https://journals.aom.org/doi/abs/10.5465/ambpp.2014.185>
- Herramientas Cuantitativas Online! (7 de 12 de 2018). *Explicación conceptual modelos logit*. (U. d. Chile, Ed.) Obtenido de Youtube:
<https://www.youtube.com/watch?v=4h1vKWLIsNc>
- Hoogendoorn, S., Oosterbeek, H., & Van Praag, M. (2013). The impact of gender diversity on the performance of business teams: Evidence from a field experiment. *Management Science*, 59(7). Obtenido de <https://doi.org/10.1287/mnsc.1120.1674>
- International Women's Forum Spain. (14 de 9 de 2020). *María Benjumea presenta el Mapa del Emprendimiento de Spain Startup-South Summit*. Obtenido de International Women's Forum Spain: <https://www.iwfspain.es/maria-benjumea-presenta-el-mapa-del-emprendimiento-espanol-de-spain-startup-south-summit/>
- Khan, Y. H. (2018). The Effectiveness of Entrepreneurial Activities for Economic Development: A Route to Innovation and Job Generation. *SocioEconomic Challenges*, 32-40.
- Kishinchand, I. (14 de 9 de 2020). 6 de cada 10 emprendedores españoles lo son en serie y con una fuerte vocación. *El Referente*. Obtenido de

<https://elreferente.es/ecosistema/6-de-cada-10-emprendedores-espanoles-lo-son-en-serie-y-con-una-fuerte-vocacion/>

Krommenhoek, B. (10 de 4 de 2018). *Why 90% startups fail, and what to do about it.*

Obtenido de Medium: <https://medium.com/swlh/why-90-of-startups-fail-and-what-to-do-about-it-b0af17b65059>

Kumbhat, A., & Sushil. (2018). Development Stages and Scaling Issues of Startups.

La Moncloa. (11 de 2 de 2021). *Sánchez presenta la 'Estrategia España Nación*

Emprendedora' con 50 medidas de apoyo al talento y al emprendimiento innovador.

Obtenido de La Moncloa:

https://www.lamoncloa.gob.es/presidente/actividades/Paginas/2021/110221-sanchez_ene.aspx

Lafuente, E., Vaillant, Y., Vendrell-Herrero, F., & Gomes, E. (2018). Bouncing back from

failure: Entrepreneurial resilience and the internationalization of subsequent ventures created by serial entrepreneurs. *Applied psychology: an international review. Psychologie appliquée: revue internationale.* Obtenido de

<https://upcommons.upc.edu/handle/2117/123237>

Marmer, M., Herrmann, B., Dogrultan, E., & Berman, R. (2011). *Startup Genome Report*

Extra on Premature Scaling : A deep dive into why most high growth startups fail.

Startup Genome. Obtenido de <http://startupgenome.cc/pages/startup-genome-report-extra-on-premature-scal>

Martínez de Ibarreta, C., Álvarez, C., Borrás, F., Budría, S., Curto, T., & Escobar, L.

(2019). *Modelos cuantitativos para la Economía y la Empresa en 101 ejemplos.*

Madrid: EV Services.

Megias, J. (12 de 3 de 2019). *¿Es cierto (realmente) que 9 de cada 10 startups fracasan?*

Obtenido de El Blog de Javier Megias : <https://javiermegias.com/blog/2019/03/es-cierto-realmente-que-9-de-cada-10-startups-fracasan/>

Miller, P., & Bound, K. (2011). *The Startup Factories.* Londres: NESTA. Obtenido de

<https://www.nesta.org.uk/report/the-startup-factories/>.

- Olivares, D. (6 de 2 de 2019). *Cómo funciona un préstamo participativo*. Obtenido de muypymes: <https://www.muypymes.com/2019/02/06/como-funciona-un-prestamo-participativo>
- Peña, I. (2002). Intellectual capital and business start-up success. *Journal of Intellectual Capital*, 3(2), 180-198. Obtenido de <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/14691930210424761/full/html>
- Pfeffer, J., & Salancik, G. (1978). The External Control of Organizations: A Resource Dependence Perspective. *University of Illinois at Urbana-Champaign's Academy for Entrepreneurial Leadership Historical Research Reference in Entrepreneurship*. Obtenido de <https://ssrn.com/abstract=1496213>
- Ries, E. (2011). *The Lean Startup Methodology*. Obtenido de The Lean Startup: <http://theleanstartup.com/principles>
- Roure, J., & Keeley, R. (1990). Predictors of Success in new technology based ventures. *Journal of Business Venturing*, 5(4), 4-15. Obtenido de https://econpapers.repec.org/article/eejbvent/v_3a5_3ay_3a1990_3ai_3a4_3ap_3a201-220.htm
- Santisteban, J., & Mauricio, D. (2017). Systematic Literature Review of Critical Success Factors of Information Technology Startups. *Academy of Entrepreneurship Journal*, 23(2). Obtenido de Systematic Literature Review of Critical Success Factors of Information Technology Startups
- Sexton, E., & Robinson, P. (1994). The effect of education and experience on self-employment success. *Journal of Business Venturing*, 9(2), 141-156. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/222889233_The_effect_of_education_and_experience_on_self-employment_success
- South Summit. (2019). *Mapa de Emprendimiento 2019 Rueda de prensa*. Madrid: South Summit.
- Startup Genome. (2 de 9 de 2011). *A Deep Dive Into The Anatomy Of Premature Scaling [New Infographic]*. Obtenido de Startup Genome:

<https://startupgenome.com/blog/a-deep-dive-into-the-anatomy-of-premature-scaling-new-infographic>

Startups Real by El Referente. (2020). *Report on initiatives to assist startups in Spain 2019-2020*. El Referente.

StartupXplore- Inicio. (s.f.). Obtenido de StartupXplore: <https://startupxplore.com/es>

StartupYard. (2018). *This Will Make you Think Again about Accelerators* . Obtenido de StartupYard: https://startupyard.com/accelerator-in-the-21st-century/#after_section_1

Statistic Brain Research Institute. (2017). *Startup Business Failure Rate By Industry*. Statistic Brain. Obtenido de <https://www.statisticbrain.com/startup-failure-by-industry/>

Toganel, A., & Zhu, M. (2017). *Success factors of accelerator backed ventures: Insights from the case of TechStars Accelerator Program*. Jönköping: Jönköping University. Obtenido de <http://hj.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A1134316&dswid=-6731>

Trifonov, S. (27 de 1 de 2016). *A call for more data-driven acceleration*. Obtenido de DIGITAL SOCIETY BLOG: <https://www.hiig.de/en/a-call-for-more-data-driven-acceleration/>

Yang, S., Kher, R., & Newberg, S. (3 de 2020). What signals matter for social startups? It depends: The influence of gender role congruity on social impact accelerator selection decisions. *Journal of Business Venturing*, 35(2). Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S088390261830452X>

YCombinator. (s.f.). *YCombinator- FAQs (Can a single person apply for funding?)*. Obtenido de YCombinator: <https://www.ycombinator.com/faq/>

Encuesta startups aceleradas

¡Hola! Soy una estudiante la Universidad Pontificia Comillas que investiga las startups aceleradas en España para identificar sus factores de éxito.

Si eres una startup que ha participado en un programa de aceleración al menos una vez, me será de gran ayuda que respondas a estas preguntas. ¡Muchas gracias!

SECCIÓN 1: INTRODUCCIÓN

(Estos datos sólo se usarán para poder manejar la información y no serán compartidos)

- 1. Nombre de tu startup y año de fundación**
- 2. Nombre de tu aceleradora y año en el que participaste**
- 3. ¿Has participado en más de un programa de aceleración? (Sí/ No)**

SECCIÓN 2: FUNDADORES

Con esta sección se pretende estudiar cómo influyen las características de los fundadores en el éxito de la startup

- 1. Número de fundadores**
- 2. Sexo de los fundadores (Mujer/ Hombre/ Equipo mixto)**
- 3. Educación de los fundadores**
(Por favor marca la casilla que indique el máximo nivel de estudios alcanzado por los fundadores. Por favor marca, además, la casilla "multidisciplinar" si los fundadores tienen experiencias educativas en ámbitos diferentes (p.ej: ingeniería y comunicación))

Opciones:

- a. Secundaria**
- b. Bachillerato**
- c. Grado o diplomatura**
- d. Licenciatura o master**
- e. Multidisciplinar**

4. Experiencia previa en el sector (Sí/ No)

5. Experiencia previa de emprendimiento (Sí/ No)

SECCIÓN 3: STARTUP

Con esta sección se pretende estudiar cómo influyen las características de la propia startup en el éxito de la empresa

1. Capital obtenido

(Por favor introduce el capital que tu startup obtuvo hasta la finalización del programa (Demo Day))

Opciones:

- a. 0-50k**
- b. 50k-100k**
- c. 100k-350k**
- d. 350-500k**
- e. 500k-1M**
- f. >1M**

2. Ubicación (Sí/ No)

(¿Tu startup se encontraba en la misma ubicación que la aceleradora?)

3. Sector

- a. Retail**

- b. Finanzas**
- c. Media**
- d. Educación**
- e. IT**
- f. Salud**
- g. Otro:**

4. Innovación (Sí/No)

(¿Usa tu empresa tecnologías avanzadas?)

¡Muchas gracias por tu participación! Si quieres ponerte en contacto conmigo envía un mail a 201605950@alu.icade.comillas.edu

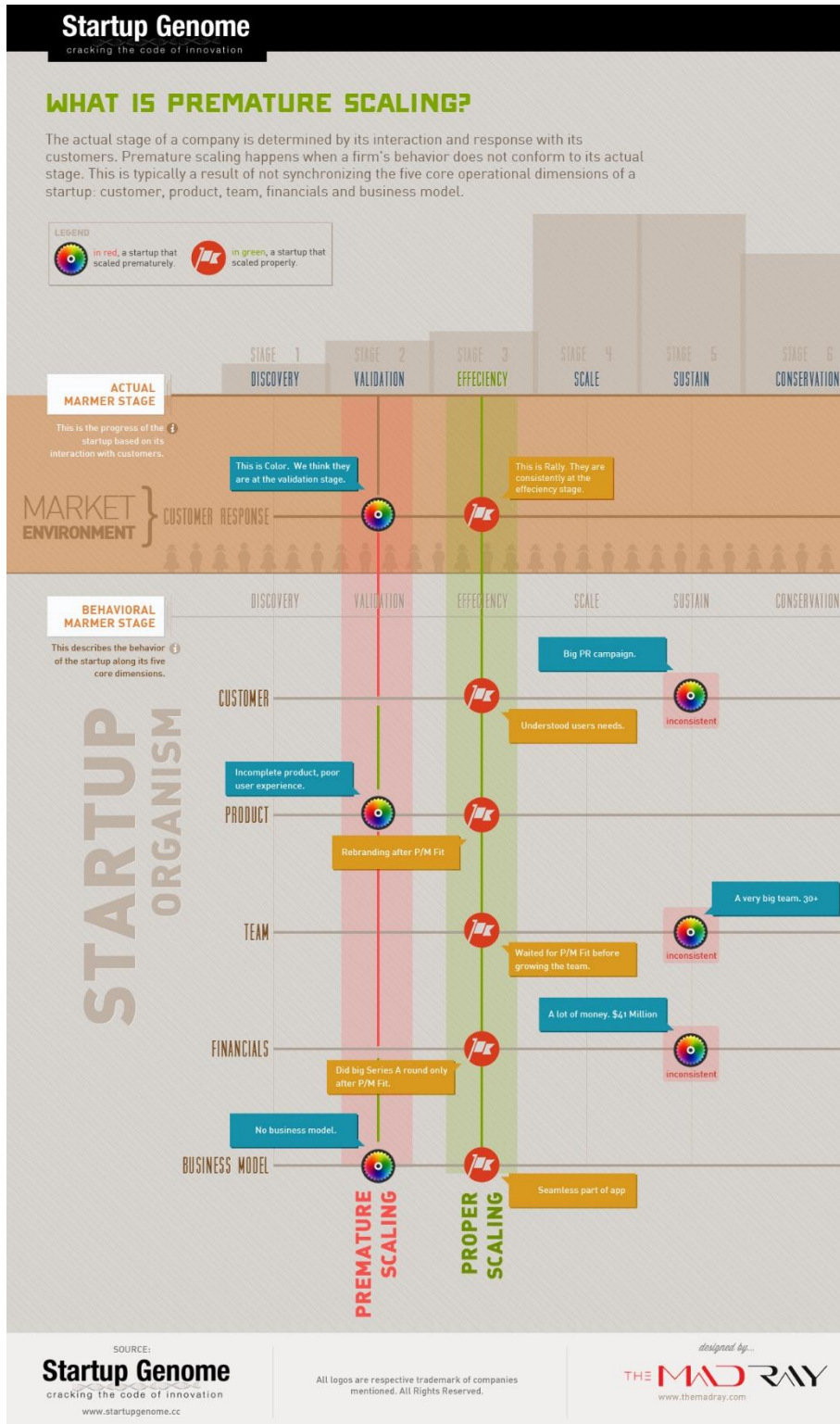
Anexo 2: Respuestas obtenidas (1)

			EDAD	PART	NFUND	SEXO	NEDU	MULTI	EXP_SECTOR	EXP_EMP	CAP	UBI	SECTOR	INNOV
1	2018	2020	2	0	3	0	Grado o diplomatura	0	1	1	100k - 350 k	1	Finanzas	1
2	2016	2020	4	0	3	0	Licenciatura o master	0	0	1	350k - 500 k	0	IT	1
3	2017	2018	1	1	2	0	Licenciatura o master	0	0	1	>1 M	0	ECO	1
4	2016	2016	0	1	3	0	Grado o diplomatura	0	0	1	>1 M	1	IT	1
5	2017	2018	1	1	2	0	Licenciatura o master	0	1	1	0-50 k	0	IT	1
6	2003	2020	17	1	2	0	Licenciatura o master	0	0	1	0-50 k	1	Media	1
7	2018	2017	-1	1	2	0	Licenciatura o master	0	1	1	>1M	1	Retail	1
8	2017	2015	-2	1	2	0	Licenciatura o master	0	1	1	50k - 100k	1	IT	1
9	2016	2017	1	1	3	0	Licenciatura o master	0	0	1	350k - 500 k	0	IT	1
10	2019	2020	1	1	3	0	Licenciatura o master	0	0	1	50k - 100k	1	Finanzas	1
11	2017	2019	2	1	3	0	Licenciatura o master	1	1	1	350k - 500 k	0	Salud	1
12	2014	2018	4	1	3	0	Grado o diplomatura	0	0	1	350k - 500 k	0	IT	1
13	2015	2017	2	0	1	0	Licenciatura o master	0	1	0	>1M	0	Retail	1
14	2016	2018	2	1	3	0	Grado o diplomatura	0	0	0	100k - 350k	0	servicios	0
15	2011	2020	9	0	2	2	Licenciatura o master	0	0	1	0-50 k	0	Salud	1
16	2015	2020	5	0	2	0	Grado o diplomatura	0	1	1		0	IT	1
17	2014	2014	0	0	2	2	Licenciatura o master	0	1	0	50k - 100k	1	OTRO	0
18	2013	2020	7	0	2	2	Licenciatura o master	0	1	0	>1M	0	servicios	1
19	2016	2016	0	1	3	0	Licenciatura o master	1	1	0	>1M	1	Retail	1
20	2017	2017	0	1	2	0	Grado o diplomatura	0	1	1	0-50 k	1	IT	1
21	2015	2020	5	0	1	0	Licenciatura o master	0	1	1	500k - 1M	0	Educación	1
22	2018	2020	2	0	2	0	Licenciatura o master	0	1	1	100k - 350k	0	Salud	1
23	2013	2015	2	1	2	0	Licenciatura o master	1	1	0	500k - 1M	1	IT	1
24	2019	2020	1	0	2	2	Licenciatura o master	0	1	1	0-50 k	1	Retail	0
25	2015	2015	0	0	2	0	Licenciatura o master	0	0	0	>1M	0	IT	1
26	2018	2019	1	0	1	0	Licenciatura o master	1	0	1	0-50 k	1	servicios	1
27	2017	2019	2	1	3	0	Licenciatura o master	0	1	1		1	Salud	1
28	2019	2020	1	1	2	2	Licenciatura o master	0	0	0	50k - 100k	1	servicios	1
29	2017	2017	0	1	3	2	Licenciatura o master	1	1	1	50k - 100k	1	Media	1
30	2014	2016	2	1	2	0	Licenciatura o master	1	0	0	0-50 k	0	IT	1
31	2016	2016	0	1	1	0	Licenciatura o master	0	1	0	50k - 100k	1	Retail	1
32	2019	2018	-1	0	4	2	Licenciatura o master	0	1	1	50k - 100k	1	IT	0

Anexo 3: Respuestas obtenidas (2)

33	2017	2018	1	1	2	1	Licenciatura o master	0	1	1		1	Retail	1
34	2015	2016	1	0	2	2	Licenciatura o master	1	1	1	0-50 k	1	IT	1
35	2015	2016	1	1	3	0	Licenciatura o master	0	1	0	0-50 k	0	Finanzas	0
36	2016	2019	3	1	2	0	Licenciatura o master	0	1	0	0-50 k	0	Servicios	1
37	2017	2019	2	1	4	2	Licenciatura o master	1	0	1	100k - 350k	1	Educación	1
38	2019	2020	1	1	3	2	Grado o diplomatura	0	1	1	50k - 100k	0	Salud	1
39	2019	2020	1	1	3	2	Licenciatura o master	1	1	1	>1M	1	Salud	1
40	2019	2020	1	1	5	2	Licenciatura o master	0	1	0	0-50 k	1	ECO	1
41	2019	2020	1	0	5	0	Licenciatura o master	0	1	1	100k - 350k	0	ECO	1
42	2019	2020	1	0	2	2	Licenciatura o master	0	0	1	50k - 100k	1	Retail	0
43	2017	2018	1	1	4	0	Licenciatura o master	1	1	1	100k - 350k	1	IT	1
44	2016	2021	5	0	3	0	Licenciatura o master	0	0	1	500k - 1M	0	Salud	1
45	2016	2019	3	1	1	1	Bachillerato	0	0	1	100k - 350k	0	ECO	1
46	2017	2017	0	1	4	0	Licenciatura o master	0	0	1	50k - 100k	0	IT	1
47	2016	2016	0	1	1	0	Licenciatura o master	0	1	1	0-50 k	0	IT	1
48	2015	2018	3	0	4	1	Grado o diplomatura	0	0	1	50k - 100k	1	IT	1
49	2015	2016	1	1	5	0	Licenciatura o master	0	1	1	0-50 k	0	ECO	1
50	2020	2020	0	1	2	0	Licenciatura o master	0	0	1	50k - 100k	1	OTRO	1
51	2018	2020	2	1	2	0	Licenciatura o master	0	1	0	0-50 k	1	ECO	0
52	2016	2020	4	1	5	2	Licenciatura o master	1	1	0	0-50 k	0	Salud	1
53	2020	2020	0	0	2	0	Grado o diplomatura	0	0	0	0-50 k	0	Retail	1

Anexo 4: ¿Qué es la escalabilidad prematura? - Startup Genome



(Startup Genome, 2011)

Anexo 5: Modelo 0 o principal (todas las variables)

Modelo 8: Logit, usando las observaciones 1-53 (n = 50)

Se han quitado las observaciones ausentes o incompletas: 3

Variable dependiente: exito

Desviaciones típicas QML

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	3.10347	3.41629	0.9084	0.3636	
MIXTO	-2.57331	1.42343	-1.808	0.0706	*
NFUND	0.354825	0.486360	0.7296	0.4657	
NEDU	-0.0694073	0.736972	-0.09418	0.9250	
MULTI	2.22611	1.35670	1.641	0.1008	
EXP_SECTOR	0.431191	0.906921	0.4754	0.6345	
EXP_EMP	-3.03147	1.24543	-2.434	0.0149	**
CAP	0.0984232	0.274985	0.3579	0.7204	
UBI	-1.52433	1.20285	-1.267	0.2051	
EDAD	0.417732	0.286446	1.458	0.1448	
PART	1.36296	1.14568	1.190	0.2342	
RETAIL	-3.86798	2.13804	-1.809	0.0704	*
FINANZAS	-3.55921	1.57970	-2.253	0.0243	**
ECO	-2.62932	1.43798	-1.828	0.0675	*
SERV	-3.55791	1.57027	-2.266	0.0235	**
OTRO	-0.268708	2.54315	-0.1057	0.9159	
INNOV	0.683097	1.97646	0.3456	0.7296	
nfund2	-0.0938824	0.110137	-0.8524	0.3940	

Media de la vble. dep.	0.680000	D.T. de la vble. dep.	0.471212
R-cuadrado de McFadden	0.463822	R-cuadrado corregido	-0.110460
Log-verosimilitud	-16.80567	Criterio de Akaike	69.61133
Criterio de Schwarz	104.0277	Crit. de Hannan-Quinn	82.71730

Número de casos 'correctamente predichos' = 41 (82.0%)

f(beta'x) en la media de las variables independientes = 0.158

Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(17) = 29.0756 [0.0338]

	Predicho	
	0	1
Observado 0	10	6
1	3	31

Fuente: Gretl (elaboración propia)

Anexo 6: Modelo 1 (fundadores)

Nota: Prob(exito = 1 | MUJER = 1) = 1
Quitando MUJER

Modelo 4: Logit, usando las observaciones 1-53
Variable dependiente: exito
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	2.27613	3.01334	0.7554	0.4500	
MIXTO	-1.55110	0.758147	-2.046	0.0408	**
NFUND	-0.0865476	0.306077	-0.2828	0.7774	
NEDU	-0.137566	0.755689	-0.1820	0.8556	
MULTI	1.44706	0.989047	1.463	0.1434	
EXP_SECTOR	-0.111821	0.674728	-0.1657	0.8684	
EXP_EMP	-0.562932	0.757807	-0.7428	0.4576	

Media de la vble. dep. 0.698113 D.T. de la vble. dep. 0.463470
R-cuadrado de McFadden 0.098752 R-cuadrado corregido -0.116897
Log-verosimilitud -29.25459 Criterio de Akaike 72.50918
Criterio de Schwarz 86.30122 Crit. de Hannan-Quinn 77.81293

Número de casos 'correctamente predichos' = 39 (73.6%)
f(beta'x) en la media de las variables independientes = 0.200
Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(6) = 6.411 [0.3788]

	Predicho	
	0	1
Observado 0	5	11
1	3	34

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 6 (EXP_SECTOR)

	coeficiente	Desv. típica	z	Pendiente
const	2.27613	2.93010	0.7768	
MIXTO	-1.55110	0.741465	-2.092	-0.342487
NFUND	-0.0865476	0.314926	-0.2748	-0.0173220
NEDU	-0.137566	0.697039	-0.1974	-0.0275331
MULTI	1.44706	1.17133	1.235	0.232267
EXP_SECTOR	-0.111821	0.712684	-0.1569	-0.0222618
EXP_EMP	-0.562932	0.769841	-0.7312	-0.106733

Fuente: Gretl (elaboración propia)

Anexo 7: Modelo 2 (fundadores, con NFUND y su cuadrática)

Nota: Prob(exito = 1 | MUJER = 1) = 1
Quitando MUJER

Modelo 5: Logit, usando las observaciones 1-53
Variable dependiente: exito
Desviaciones típicas QML

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	1.74233	2.88834	0.6032	0.5464	
MIXTO	-1.65229	0.763088	-2.165	0.0304	**
NFUND	0.373841	0.551224	0.6782	0.4976	
NEDU	-0.129115	0.694704	-0.1859	0.8526	
MULTI	1.38531	1.17412	1.180	0.2381	
EXP_SECTOR	0.0674695	0.770996	0.08751	0.9303	
EXP_EMP	-0.730103	0.839965	-0.8692	0.3847	
nfund2	-0.0923440	0.0881462	-1.048	0.2948	

Media de la vble. dep. 0.698113 D.T. de la vble. dep. 0.463470
R-cuadrado de McFadden 0.112002 R-cuadrado corregido -0.134454
Log-verosimilitud -28.82449 Criterio de Akaike 73.64898
Criterio de Schwarz 89.41132 Crit. de Hannan-Quinn 79.71042

Número de casos 'correctamente predichos' = 41 (77.4%)
f(beta'x) en la media de las variables independientes = 0.198
Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(7) = 7.2712 [0.4012]

	Predicho		
	0	1	
Observado 0	5	11	
1	1	36	

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 6 (EXP_SECTOR)

	coeficiente	Desv. típica	z	Pendiente
const	1.74233	2.88834	0.6032	
MIXTO	-1.65229	0.763088	-2.165	-0.362925
NFUND	0.373841	0.551224	0.6782	0.0739737
NEDU	-0.129115	0.694704	-0.1859	-0.0255486
MULTI	1.38531	1.17412	1.180	0.221458
EXP_SECTOR	0.0674695	0.770996	0.08751	0.0133926
EXP_EMP	-0.730103	0.839965	-0.8692	-0.134360
nfund2	-0.0923440	0.0881462	-1.048	-0.0182725

Fuente: Gretl (elaboración propia)

Anexo 8: Modelo 3 (startup)

Nota: Prob(exito = 1 | EDU = 1) = 1
Quitando EDU

Nota: Prob(exito = 1 | MEDIA = 1) = 1
Quitando MEDIA

Modelo 3: Logit, usando las observaciones 1-53 (n = 50)
Se han quitado las observaciones ausentes o incompletas: 3
Variable dependiente: exito
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p
const	6.88727	4.08545	1.686	0.0918 *
CAP	0.584505	0.499858	1.169	0.2423
UBI	-6.00209	3.23116	-1.858	0.0632 *
EDAD	2.40517	1.17556	2.046	0.0408 **
PART	5.42394	2.87278	1.888	0.0590 *
RETAIL	-6.41069	2.68048	-2.392	0.0168 **
FINANZAS	-11.7440	6.66485	-1.762	0.0781 *
SALUD	-15.8728	6.79477	-2.336	0.0195 **
ECO	-12.6479	5.63516	-2.244	0.0248 **
SERV	-12.9840	9.90547	-1.311	0.1899
OTRO	-3.87397	2.85866	-1.355	0.1754
INNOV	-1.78438	2.46843	-0.7229	0.4698
Media de la vble. dep.	0.680000	D.T. de la vble. dep.	0.471212	
R-cuadrado de McFadden	0.732411	R-cuadrado corregido	0.349556	
Log-verosimilitud	-8.387163	Criterio de Akaike	40.77433	
Criterio de Schwarz	63.71860	Crit. de Hannan-Quinn	49.51164	

Número de casos 'correctamente predichos' = 47 (94.0%)
f(beta'x) en la media de las variables independientes = 0.006
Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(11) = 45.9126 [0.0000]

		Predicho	
		0	1
Observado	0	15	1
	1	2	32

	coeficiente	Desv. típica	z	Pendiente
const	6.88727	1.91181	3.602	
CAP	0.584505	0.364862	1.602	0.00323403
UBI	-6.00209	1.49641	-4.011	-0.100843
EDAD	2.40517	0.791272	3.040	0.0133077
PART	5.42394	2.10498	2.577	0.151780
RETAIL	-6.41069	1.92124	-3.337	-0.578832
FINANZAS	-11.7440	3.22910	-3.637	-0.994381
SALUD	-15.8728	4.20514	-3.775	-0.999183
ECO	-12.6479	3.52403	-3.589	-0.996161
SERV	-12.9840	3.95018	-3.287	-0.996974
OTRO	-3.87397	5.22211	-0.7418	-0.182650
INNOV	-1.78438	1.13080	-1.578	-0.00592704

Fuente: Gretl (elaboración propia)

Anexo 9: Modelo 4 (significativas para modelos 2 y 3)

Modelo 3: Logit, usando las observaciones 1-53

Variable dependiente: exito

Desviaciones típicas QML

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	4.19665	2.39982	1.749	0.0803	*
MIXTO	-1.11342	1.39089	-0.8005	0.4234	
EXP_EMP	-0.953613	0.938532	-1.016	0.3096	
UBI	-2.88974	1.31147	-2.203	0.0276	**
EDAD	1.86369	0.871948	2.137	0.0326	**
PART	4.27895	2.19046	1.953	0.0508	*
RETAIL	-4.48309	3.08297	-1.454	0.1459	
FINANZAS	-8.47251	4.69027	-1.806	0.0709	*
SALUD	-8.56612	4.86223	-1.762	0.0781	*
ECO	-8.79977	5.02301	-1.752	0.0798	*
SERV	-9.19041	4.69177	-1.959	0.0501	*

Media de la vble. dep.	0.698113	D.T. de la vble. dep.	0.463470
R-cuadrado de McFadden	0.642993	R-cuadrado corregido	0.304116
Log-verosimilitud	-11.58847	Criterio de Akaike	45.17694
Criterio de Schwarz	66.85015	Crit. de Hannan-Quinn	53.51141

Número de casos 'correctamente predichos' = 50 (94.3%)

f(beta*x) en la media de las variables independientes = 0.022

Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(10) = 41.7432 [0.0000]

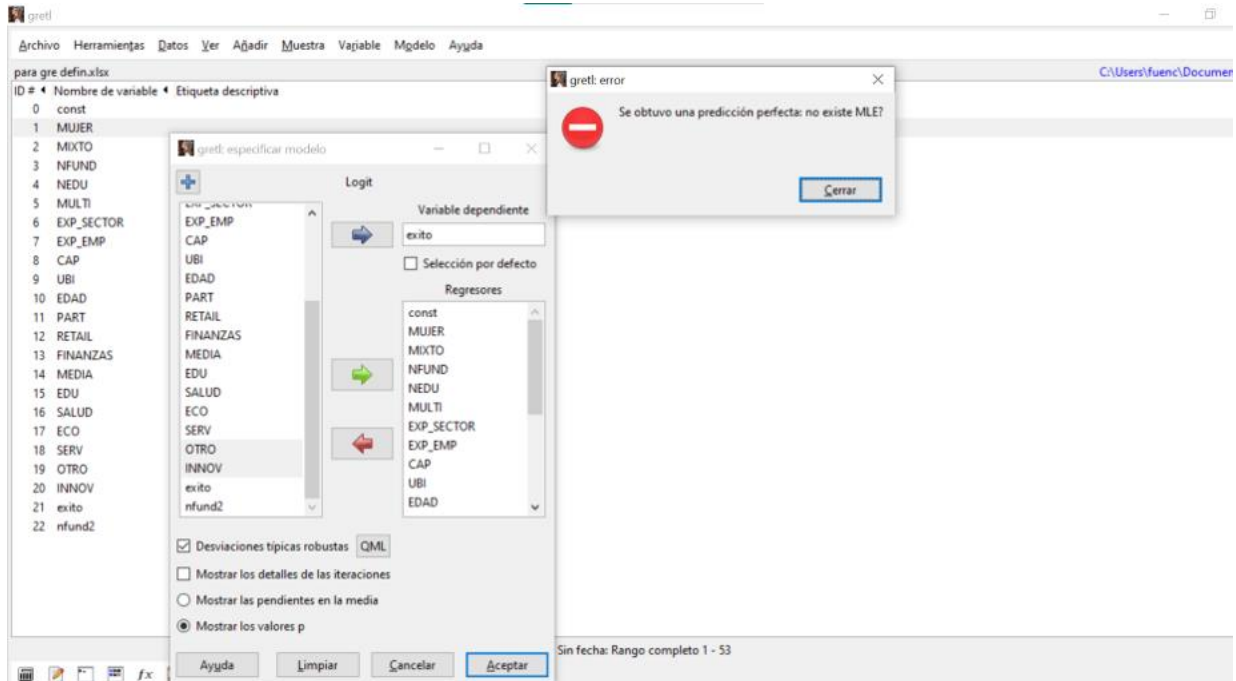
	Predicho	
	0	1
Observado 0	14	2
1	1	36

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 2 (MIXTO)

	coeficiente	Desv. típica	z	Pendiente
const	4.19665	2.39982	1.749	
MIXTO	-1.11342	1.39089	-0.8005	-0.0323921
EXP_EMP	-0.953613	0.938532	-1.016	-0.0178776
UBI	-2.88974	1.31147	-2.203	-0.0805897
EDAD	1.86369	0.871948	2.137	0.0405058
PART	4.27895	2.19046	1.953	0.256479
RETAIL	-4.48309	3.08297	-1.454	-0.494198
FINANZAS	-8.47251	4.69027	-1.806	-0.971479
SALUD	-8.56612	4.86223	-1.762	-0.964179
ECO	-8.79977	5.02301	-1.752	-0.974033
SERV	-9.19041	4.69177	-1.959	-0.979972

Fuente: Gretl (elaboración propia)

Anexo 10: Problema de predicción perfecta



Fuente: Gretl (elaboración propia)