



Facultad de Ciencias Económicas y Sociales

**Una nueva brecha de género en la era digital:
Análisis de aplicaciones con inteligencia artificial en
las políticas de gestión de personas**

Autora: Cosima Friedle

Directora: María José Martín Rodrigo

Las dificultades que encuentran las mujeres, que constituyen la mitad de la población mundial, para acceder y progresar en las carreras científicas, así como participar en la toma de decisiones en ciencia y tecnología, deben abordarse urgentemente.
(UNESCO, 1999)

Für meine Familie, en amor eterno

Resumen

Este trabajo tiene como objetivo analizar el empleo de las aplicaciones de inteligencia artificial en las políticas de gestión de personas. Cada vez más, y con mayor frecuencia, se extiende el uso de dicha inteligencia artificial en procesos de selección, haciéndose pertinente examinar las oportunidades y riesgos que estas aplicaciones conllevan. Para profundizar en el tema, se ha realizado simultáneamente un análisis y una revisión de la literatura sobre el objeto de estudio y, se han confrontado los hallazgos más relevantes, a partir de un estudio cualitativo realizado mediante entrevistas a expertas en esta área profesional.

Partiendo de este análisis se detectan los riesgos y las oportunidades principales que derivan del uso de aplicaciones de inteligencia artificial en el departamento de RR HH.

Se destacará la dimensión del riesgo de discriminación derivando de aplicaciones de inteligencia artificial y el sesgo que puede producir su implementación en las políticas de gestión de personas. Los factores constituyendo este sesgo se encuentran en la propia selección de los datos y variables y, en la falta de relevancia científica. Se podría afirmar que no hay aplicaciones de inteligencia artificial que son neutrales en cuanto al género, sino que reproducen patrones discriminatorios. Como causas principales de esta brecha de género se determinan las bajas proporciones de mujeres en estudios TIC y en el sector laboral TIC.

Este sesgo de discriminación es parte de una nueva brecha de género digital. Para cerrar esta brecha, se desarrollan a continuación enfoques de solución y medidas concretas a seguir por parte del estado, de las empresas y de la sociedad. Se observa que, debido a la falta de conciencia que hay sobre los riesgos de la inteligencia artificial en la sociedad, el punto de inflexión para reducir este sesgo debe ser un aumento de la sensibilización por parte de todos los involucrados.

Palabras clave

Digitalización, Inteligencia artificial, Algoritmos, Brecha de género, Discriminación de género, Sector TIC

Abstract

This work aims to analyse the use of artificial intelligence applications in people management policies. In view of the increasingly widespread use of artificial intelligence in selection processes, the need arises to examine the opportunities and risks of these applications.

In order to deepen the subject, an analysis of the literature and the research as well as an exploratory study with interviews of experts was carried out. Based on this analysis, the main risks and opportunities deriving from the use of artificial intelligence applications in the HR department were detected. The dimension of the risk of discrimination caused by artificial intelligence applications and the bias that its implementation may produce in people management policies will be highlighted. The factors constituting this bias are the selection of data and variables and the lack of scientific relevance. It is stated that there are no artificial intelligence applications that are gender-neutral, but that they reproduce discriminatory patterns. The main causes of this gender gap are the low proportions of women in IT studies and in the IT labour sector.

This discrimination bias is part of a new digital gender gap. In order to close this gap, solution approaches and concrete measures of the state, companies and society are developed. It can be seen that, due to the missing awareness of the risks of artificial intelligence in society, the turning point for reducing this bias must be an increase in the awareness of all those involved.

Keywords

Digitalization, Artificial Intelligence, Algorithms, Gender Gap, Gender Discrimination, IT sector

Índice de temas

Índice de abreviaturas	vi
Lista de figuras.....	vii
1 Introducción	1
2 Inteligencia Artificial	5
2.1 Definición de Inteligencia Artificial	5
2.2 Desarrollo de algoritmos	6
2.3 Áreas de aplicación en empresas	7
3 El uso de la Inteligencia Artificial en las políticas de personal.....	9
3.1 Situación actual en empresas.....	9
3.2 Oportunidades del uso de la Inteligencia Artificial	11
3.3 Posibles sesgos y riesgos del uso de la Inteligencia Artificial	12
4 Digitalización y brecha de género.....	17
4.1 Evolución histórica	17
4.2 Presencia de la brecha de género digital en el debate público	20
5 Análisis de las causas de la brecha de género en la Inteligencia Artificial.....	22
5.1 Representación de mujeres en estudios TIC.....	22
5.2 Representación de mujeres en el sector laboral TIC.....	26
6 Impacto de la discriminación causada por la Inteligencia Artificial.....	30
7 Enfoques para reducir el sesgo de la Inteligencia Artificial	32
7.1 Consideraciones generales	32
7.2 Medidas del estado.....	33
7.2.1 Medidas para aumentar la proporción de mujeres en TIC	33
7.2.2 Medidas para controlar algoritmos.....	35
7.3 Medidas de empresas	36
7.3.1 Medidas previas del desarrollo	36
7.3.2 Medidas durante el desarrollo.....	38
7.3.3 Medidas después del desarrollo	40
7.4 Medidas de la sociedad	41
8 Conclusión	44
Lista de referencia.....	46
Anexo.....	56

Índice de abreviaturas

CV	Curriculum Vitae
IA	Inteligencia Artificial
RR HH.....	Recursos Humanos
TIC	Tecnología de la Información y la Comunicación

Lista de figuras

Gráfico 1 Distribución de estudiantes TIC por género	23
--	----

1 Introducción

“Amazon abandona un proyecto de IA para la contratación por su sesgo sexista” (Dastin, 2018). “La inteligencia artificial no es un buen jefe de personal” (Peco, 2019). “Amazon prescinde de una inteligencia artificial de reclutamiento por discriminar a las mujeres” (Rubio, 2018). Con estos titulares, en 2018 se hizo público que la empresa Amazon había utilizado un algoritmo en su proceso de selección de candidatos que discriminaba sistemáticamente a las mujeres. El hecho de que este ejemplo no es un caso aislado queda demostrado por otros casos de discriminación de algoritmos en procesos de selección (Peco, 2019).

Con la creciente importancia y el uso frecuente de aplicaciones de IA, al mismo tiempo aumentan los riesgos del uso de dichas aplicaciones. Cada vez más empresas y también instituciones estatales utilizan IA en sus procesos internos y especialmente en el área de gestión de personas. Con esta distribución amplia crece la obligación de asegurar la no discriminación de las aplicaciones de IA. En este contexto, el tema de este trabajo es de gran actualidad. La IA ya se utiliza en un gran número de procesos, y se seguirá ampliando su uso en más áreas. Entonces se crea la necesidad de investigar y analizar sobre los efectos y las consecuencias de su uso. ¿Qué oportunidades y ventajas conlleva? Pero también, ¿qué riesgos y efectos negativos puede causar? Sólo con un análisis profundo y el conocimiento resultante de éste sobre el uso de la IA, se hace posible el desarrollo y la implementación de una IA justa, no discriminatoria y beneficiosa para todos.

Dado que el área del uso de la IA es muy amplia, en este trabajo sólo se investigará sobre el uso de la IA en el área de gestión de personal en empresas y las consecuencias que tenga sobre la discriminación específica de género. Identificando los factores detrás del impacto de la IA, se determinan los efectos que tiene esta discriminación causada por la IA a largo plazo. A través de este análisis se deben desarrollar enfoques para reducir el efecto negativo de la discriminación de género y el sesgo de la IA. El uso de la IA en otras áreas de la empresa y las consecuencias para la discriminación según origen o edad no serán analizadas en este trabajo.

La aparición de las aplicaciones de IA conlleva la necesidad de analizar y profundizar las consecuencias y el impacto de estas aplicaciones, y esto también se muestra en la investigación sobre asuntos tecnológicos y ética. La pregunta clave de muchos investigadores

es si los avances tecnológicos, especialmente el desarrollo de la IA, ayudan a eliminar discriminación o si reproducen patrones discriminatorios existentes. Se trata de determinar los elementos diferentes en el proceso de desarrollo en los que puede haber discriminación, y de identificar los factores decisivos para el funcionamiento no discriminatorio de aplicaciones de IA. Los estudios sobre el impacto de aplicaciones de la IA explicitan las consecuencias de su uso para todos los afectados e involucrados. Analizando tanto las oportunidades y ventajas que presenta el uso de la IA como los riesgos, se trata de llegar a una imagen holística en los estudios. Otras investigaciones se interesan por las consecuencias generales de la digitalización para los diferentes grupos en la sociedad, especialmente el de las mujeres. En la literatura previa, no es común aplicar un enfoque holístico en cuanto al tema del uso de la IA en la gestión de personas. Esto significa tanto una descripción técnica del desarrollo de algoritmos, un análisis de riesgos y oportunidades, una contextualización en el tema de digitalización y género y el desarrollo de enfoques de solución. Esta visión global pretende aportar este trabajo.

Considerando que el tema de este trabajo está representado en diferentes investigaciones, se ha recurrido intencionadamente a diversas fuentes. Para poder acceder a más fuentes de alta calidad y actualidad, se han usado tanto fuentes en español como en inglés y alemán. Esto garantiza una gran variedad y relevancia de las fuentes. Aparte de libros, artículos en *Journals* y estudios de institutos, también se han usado informes y estudios de fundaciones. En Alemania, una gran parte de la investigación sobre la perspectiva ética de algoritmos es realizada por fundaciones como la fundación *Bertelsmann* o *Neue Verantwortung*. Además, se han usado fuentes como Libros Blancos de gobiernos, como los del gobierno español.

Para conseguir una cobertura completa del tema, se aplicaba una síntesis de la estrategia de bola de nieve y una investigación bibliográfica sistemática. Con el fin de obtener una visión más profunda del tema, se ha realizado una recopilación de datos además de una búsqueda bibliográfica. Dado que el objetivo de la recopilación era comprender, describir y contextualizar plenamente el uso de la IA en los departamentos de RR HH, pareció pertinente realizar una investigación cualitativa. Esto ayuda a obtener una imagen holística del tema. Como el tema de la investigación es muy específico, se realizaron entrevistas con expertos para la recopilación de información al respecto.

La primera entrevista de expertos se realizó con Lajla Fetic, una empleada de la Fundación alemana *Bertelsmann*. Su perfil fue seleccionado para la entrevista por tratarse de una investigadora del proyecto "*Algorithm Ethics*" sobre los desafíos éticos de la IA y, porque está en estrecho contacto con políticos que toman decisiones sobre estos temas. La segunda entrevista se realizó a María Torrijos Chaparro, directora de RRHH de una empresa que desarrolla y vende soluciones tecnológicas con soporte de IA. Kate Saslow fue la tercera experta entrevistada, y ella es investigadora de la Fundación "Nueva Responsabilidad" sobre IA y derechos humanos. Mientras que las entrevistas con las Sras. Fetic y Saslow se realizaron telefónicamente, con la Sra. Torrijos se pudo realizar una entrevista personal.

Las entrevistas fueron semiestructuradas y se realizaron con un guion. Para su posterior exploración y codificación de la información, se realizó un análisis de contenido cualitativo según Mayring. El objetivo es el análisis del material, que debe ser sistemático, basado en reglas y en la teoría (Mayring, 2015). Dado que el objetivo del análisis era reducir el material de manera que se preserve lo esencial, se realizó un análisis de contenido resumido. Para poder analizar las entrevistas, primero se transcribieron y luego se dividieron en diferentes secciones. Aquí se eligió un enfoque hermenéutico, después de leer cada entrevista se identificaron las esencias de las mismas. Para ello se creó una guía de codificación, según la cual las partes individuales de las entrevistas se dividieron en categorías. Las categorías se crearon de forma deductiva, determinándose de antemano, sobre la base de la investigación bibliográfica. Después de asignar las declaraciones a las categorías, se interpretaron e integraron en el contexto de la investigación bibliográfica. Con el objetivo de contrastar los testimonios de las entrevistas con los expertos directamente con la información obtenida en la revisión bibliográfica, se integran dichas revelaciones al final de cada capítulo sobre el tema correspondiente. Esto permite una contextualización directa y una discusión con los resultados de la búsqueda de bibliografía.

En el primer capítulo de este trabajo, se realiza una definición de la IA y se describen el proceso del desarrollo de algoritmos y las áreas de aplicación en empresas, para luego poder contextualizar las oportunidades y riesgos del uso de la IA. En el capítulo siguiente, el capítulo tres, se analiza el uso de la IA en las políticas de personal. Describiendo el empleo actual en empresas, se identifican oportunidades y riesgos del uso de la IA.

Para contextualizar los riesgos para la discriminación específica de género correctamente, en el capítulo cuatro, se considera la relación entre la digitalización en sí y la brecha de género desde una perspectiva histórica y actual. Esto posibilita el entendimiento del contexto en el cual se desarrollan los algoritmos que se usan en los departamentos de RR HH. Además, se estudia la representación del tema en los medios y en el debate público sobre digitalización. Como en el capítulo cuatro se detalla el contexto del desarrollo de la IA, en el capítulo cinco se analizan los actores que participan en el proceso de desarrollo. ¿Quién juega el papel de protagonista y quién está participando en el proceso? Para detallar esto, se analiza la representación de las mujeres en estudios TIC y en el sector laboral TIC.

Después de haber examinado el contexto en lo que tiene lugar el desarrollo de una IA discriminatoria, se detalla en el capítulo seis el impacto que pueda tener esta discriminación causada por la IA. Se analizan los efectos en el sector tecnológico, en las empresas y en la economía de un país. Partiendo de esta base, en el último capítulo, se desarrollan enfoques para reducir el sesgo de la IA. Primero, se mencionan unas consideraciones generales que sirven como prerequisites para los enfoques de solución. A continuación, se detallan medidas de solución del estado, de empresas y de la sociedad. En la conclusión se hace una síntesis de los resultados de la investigación.

2 Inteligencia Artificial

2.1 Definición de Inteligencia Artificial

La IA es un subcampo de la informática y se entiende como el desarrollo de sistemas que son capaces de la auto optimización, lo que significa que los sistemas son capaces de aprender (Lundborg & Märkel, 2019). Las soluciones y métodos desarrollados son capaces de realizar tareas de forma independiente sin que las reglas subyacentes sean especificadas explícitamente por humanos (Dukino, 2019). El objetivo del desarrollo de la IA es la construcción de sistemas para la simulación del pensamiento humano y así reproducir aspectos de la inteligencia humana (Lundborg & Märkel, 2019). El campo de la IA es un área de investigación muy amplia. A continuación, se definirán y describirán con más detalle estas áreas de la IA que incluyen el desarrollo de algoritmos. Desde finales del siglo XX, los dos principales desarrollos de la IA fueron el aprendizaje automático (*Machine Learning*) y el aprendizaje profundo (*Deep Learning*) (Apt et al., 2018).

En el *Deep Learning*, el aprendizaje de la máquina funciona a través de algoritmos que representan las estructuras de la red de células nerviosas. En el *Machine Learning*, el aprendizaje automático, la idea básica es hacer que un programa de ordenador que realiza una determinada tarea aprenda de la experiencia, y así cumplir mejor la tarea en el futuro (Apt et al., 2018). Comprende métodos que utilizan procesos de aprendizaje para reconocer las conexiones en los conjuntos de datos existentes a fin de hacer predicciones basadas en ellos (Buxmann et al., 2018). El aprendizaje automático puede dividirse en tres subcategorías: supervisado, no supervisado y refuerzo (Apt et al., 2018). Esta división en tres categorías diferentes utiliza la mayoría de los autores en sus trabajos sobre aprendizaje automático (Murphy, 2012).

En el aprendizaje automático supervisado, el programa de computadora está entrenado para interpretar los datos de cierta manera, mientras que en el aprendizaje automático no supervisado el programa reconoce independientemente las estructuras en los datos y luego los convierte en información (Apt et al., 2018). Aquí el algoritmo realiza la categorización de forma independiente (Buxmann et al., 2018). En el refuerzo, el programa aprende directamente de la experiencia, pero como este método se utiliza principalmente en la automatización y la robótica, no se discutirá en detalle aquí (Apt et al., 2018).

El aprendizaje supervisado es actualmente el método más utilizado porque ofrece varias ventajas como el gran número de aplicaciones posibles. Ejemplos de ello son el reconocimiento del habla y el reconocimiento facial (Buxmann et al., 2018). En la investigación, también se hace una distinción entre la IA fuerte y la débil. En la IA débil, los algoritmos resuelven tareas humanas individuales, pero la inteligencia humana sólo se simula. En la IA fuerte, las máquinas tienen las mismas habilidades intelectuales que los humanos. Según el estado actual de la técnica, todas las aplicaciones pueden clasificarse como IA débil (Apt et al., 2018).

2.2 Desarrollo de algoritmos

Antes de describir con más detalle el proceso de desarrollo de un algoritmo, hay que definir primero lo que se entiende por algoritmo en este trabajo. Un algoritmo es una regla de cálculo definida que convierte una entrada en forma de valor en un *output*. Por lo tanto, se puede describir como una secuencia de pasos de cálculo en la que los datos de entrada se transforman en un resultado (Porbasas Flejoles, 2018). El componente más importante en el desarrollo de los algoritmos son los datos. Los algoritmos necesitan ellos para ser equipados con conocimientos ejemplares y para ser entrenados. En este entrenamiento el algoritmo aprende a reconocer patrones y a desarrollar un modelo que puede describir bien los datos. Los datos se pueden considerar, por lo tanto, como la materia prima de los algoritmos y son importantes para su desarrollo, refinamiento y su función. Para que un algoritmo cumpla su función de manera óptima, son esenciales ciertas consideraciones preliminares, como la composición y selección adecuada del conjunto de datos para el entrenamiento del algoritmo. Para la selección de los datos de ejemplo correctos no sólo se requiere un conocimiento del algoritmo, sino también del área de la problemática. Los datos de ejemplo deben contener todas las variantes posibles del tema y ser distribuidos en consecuencia. Si no es así, se produce un sesgo del espacio de solución del problema (Abdelkafi et al., 2019).

El proceso de desarrollo de los algoritmos es un proceso largo que incluye el trabajo de muchos involucrados y se suele dividir en cinco fases. La primera es la del diseño y de la implementación del algoritmo, y en la segunda fase, se eligen el método y los datos (Zweig, Fischer, & Lischka, 2018). Aquí, el algoritmo aprende a establecer una asociación entre los datos y un estado basado en ellos. La congruencia entre este

estado y los datos debe ser entrenada con el uso de datos de ejemplo (Abdelkafi et al., 2019). La tercera fase consiste en la construcción del sistema de decisiones, y la cuarta de la inserción en el contexto social. En la última fase se evalúa el funcionamiento del sistema desarrollado. En cada fase de este proceso pueden ocurrir errores (Zweig, Fischer, & Lischka, 2018). Esto se analizará en más detalle en el capítulo 3.

Varios autores subrayan que, a pesar de los grandes avances y desarrollos técnicos, especialmente en los últimos tiempos, la IA y especialmente los algoritmos también tienen grandes limitaciones. Como las mayores delimitaciones de la IA se entienden la baja capacidad de abstracción, así como la insuficiente capacidad de crear y sacar conclusiones en un sentido empático. Unos autores critican especialmente la limitación de que los sistemas de autoaprendizaje no son capaces de tener razón, emocionalidad, empatía y creatividad (Apt et al., 2018). Otras limitaciones del uso de los algoritmos son la toma de decisiones equivocadas y el peligro de una caja negra (*Black box*). Los enfoques de aprendizaje automático funcionan como una caja negra, no dan información acerca de por qué llegaron a cierto resultado. Según diferentes autores, estos enfoques no deberían utilizarse en áreas de aplicación sensibles si no se sabe por qué los algoritmos producen un determinado resultado (Buxmann et al., 2018).

La cuestión de por qué el algoritmo toma ciertas decisiones no puede ser explorada completamente y en profundidad por la siguiente razón. Las redes neuronales artificiales a veces se comportan como una caja negra. La decisión se basa en el peso calculado de los bordes entre las neuronas de la red, y esto es difícil de interpretar. Esto, por ejemplo, puede dar lugar a problemas en la selección de personal. Esta problemática se explicará en detalle en el próximo capítulo. Estas limitaciones muestran que los algoritmos desarrollados pueden realizar algunas tareas muy bien, pero están limitados en su funcionalidad. El consenso al respecto, entre los informáticos, es que estas limitaciones no pueden ser resueltas a medio plazo y que algunas de ellas nunca serán completamente eliminadas (Buxmann et al., 2018).

2.3 Áreas de aplicación en empresas

Según un estudio de PWC del año 2019, sólo el 6% de las empresas utilizan actualmente la IA en sus procesos, pero otro 42% están en la fase de planificación o prueba. Entre las

empresas que ya usan la IA, se utiliza en el 70% de los casos para el análisis de datos en los procesos de toma de decisiones (Geretshuber & Reese, 2019). Para estos procesos de toma de decisiones estratégicas se usan algoritmos inteligentes que son capaces de evaluar grandes cantidades de datos. Un ejemplo es el análisis de las preferencias de clientes y empleados a través del aprendizaje de refuerzo (Abdelkafi et al., 2019).

Las áreas de la empresa en que más se usa la IA son la logística, la producción y RR HH. El uso de la IA en el departamento de RR HH se describirá con más detalle en el siguiente capítulo. Las aplicaciones más relevantes, especialmente en empresas medianas, son la automatización inteligente, la tecnológica de sensores y la gestión del conocimiento. En términos del modelo de negocio de la IA, la mayoría de las empresas utiliza la "IA como un servicio" (*AI as a service*). Estos son soluciones basadas en una *Cloud* que no se desarrollan en la empresa misma, sino que se diseñan y venden por un proveedor (Lundborg & Märkel, 2019). Según un estudio de Deloitte de 2019, el 65% de las empresas compran sus aplicaciones de IA pre-desarrolladas por otras empresas (Esser & Sallaba, 2019). El desarrollo de las organizaciones hacia las Empresas Automatizadas ha ido en aumento recientemente. Esto significa que los datos no sólo son analizados mediante el uso de algoritmos inteligentes, sino que las acciones se derivan de ellos de forma independiente (Abdelkafi et al., 2019). Así la coordinación y el control de las empresas son sucesivamente asumidos por la IA (Gentsch, 2018).

3 El uso de la Inteligencia Artificial en las políticas de personal

3.1 Situación actual en empresas

A continuación, se analizará la situación actual del uso de la IA en las políticas de personal. Según un estudio de *CareerBuilder*, en el que se encuestó a 231 directores de RR.HH. de varias industrias, el 55 % de los directores de RR HH esperan utilizar la IA en sus procesos de selección en los próximos cinco años (CareerBuilder, 2017).

Existen diferentes posibilidades de la aplicación de la IA en el departamento de RR HH. A continuación, se presentan las aplicaciones más utilizadas por las empresas y se ilustran con ejemplos. A menudo, se utilizan los algoritmos en la selección de personal en forma de pruebas en línea o juegos de computadora. Ejemplos frecuentemente usados son *Py-metrics* o *Wasabi Waiter*. Estos juegos están diseñados principalmente para medir la toma de riesgos, el manejo del estrés y las distracciones que muestra un candidato. El algoritmo filtra las características que el solicitante necesita para tener éxito en el puesto anunciado y después selecciona los candidatos adecuados (Dräger, 2019). Por ejemplo, el juego *Wasabi Waiter* se basa en un conjunto de algoritmos. Las decisiones que toma el candidato se convierten en datos, que luego son evaluados por algoritmos (Lobe, 2017).

Otra aplicación de la IA en los procesos de solicitud son los algoritmos de emparejamientos que sugieren empleos adecuados a candidatos interesados. Un ejemplo es el Servicio de Correspondencia de Empleos desarrollado por SAP, que sugiere empleos adecuados a los solicitantes en función de sus perfiles y preferencias. Para la evaluación de CVs, también se puede usar un algoritmo que filtra los candidatos para un puesto anunciado. Puede ayudar a los profesionales de RR HH a depurar el gran número de solicitudes (Buxmann et al., 2018). Otra posible aplicación son los programas de reconocimiento facial y del habla. En el reconocimiento facial, se analizan los rasgos y las expresiones faciales de los solicitantes y se comparan con los de los empleados exitosos de la empresa (Peromingo, 2019). Un programa de reconocimiento de rostros que ya es utilizado por más de 700 empresas es el de *Hire Vue* (Hire Vue, s.f.). El reconocimiento de voz utiliza la voz de un solicitante para sacar conclusiones sobre sus capacidades y posibilidades de éxito. Un ejemplo de esto es el programa *Psyware* (Buchhorn, 2014).

Uno de los objetivos del uso de la IA en la selección de personal es aumentar la eficiencia de los procesos de contratación. Los procesos tradicionales suelen requerir mucho tiempo y mano de obra y pueden resultar muy costosos, y estos procesos pueden acelerarse mediante el uso de la IA. Otro objetivo es promover una cultura de trabajo justa y social y así construir una estructura organizativa que pueda responder a las demandas del mundo laboral actual (Buxmann et al., 2018). En un estudio del año 2019, PWC investigó cómo las empresas evalúan la importancia de normas éticas en aplicaciones de IA. Según el estudio, la aplicación de normas éticas y la selección de datos representativos para evitar el sesgo negativo es considerada muy importante por el 69% de las empresas. No obstante, sólo el 60% de las empresas afirman que consideran necesario supervisar los datos de formación para las soluciones de la IA. Según PWC, la razón de ello es que muchas empresas tienden a considerar el establecimiento de normas para hacer frente a los riesgos morales de la IA como una tarea social y política, que no debe ser realizado por las empresas (Geretshuber & Reese, 2019).

A continuación, se enumeran algunas empresas que ya utilizan aplicaciones de IA en sus procesos de contratación. Uno de los ejemplos negativos más conocidos es el algoritmo de filtro de CV de Amazon. El algoritmo se utilizó para pre-filtrar las aplicaciones. Calificó los CV en una escala de uno a cinco, y poco después de que se introdujera el algoritmo, se observó que no era neutral en cuanto al género. La razón de ello fueron los datos de entrenamiento del algoritmo, que se compusieron de aplicaciones de los últimos diez años. Debido a un porcentaje mayor de hombres en la industria tecnológica, estos eran predominantemente hombres. Así que el algoritmo aprendió que los hombres eran preferibles. Eventualmente, Amazon dejó de usar el algoritmo en sus procesos de reclutamiento (Dastin, 2018). Algunas grandes empresas ya utilizan la simulación de juegos en sus procesos de contratación con éxito, como Unilever, Marriott y Deloitte (Lobe, 2017). La empresa *Start-up* de Nueva York, Pursuit, usa solamente aplicaciones de IA en sus procesos de selección de personal (Peromingo, 2019).

La Sra. Torrijos, directora de RR HH en una empresa que desarrolla y vende aplicaciones de IA, apunta también otra aplicación. Dice que la mayoría de las compañías usan una aplicación que analiza las huellas digitales de los candidatos. Para ello, el algoritmo busca

en las redes sociales y crea un informe sobre la persona, que recibe rasgos de la personalidad como el grado de sociabilidad o los intereses personales. Según ella, el uso de la IA en procesos de evaluación de candidaturas añade una perspectiva más amplia y holística de los candidatos, permitiendo procesar, asimismo, grandes volúmenes de solicitudes de manera más eficiente (M. Torrijos Chaparro, comunicación personal, 9 de marzo 2020).

3.2 Oportunidades del uso de la Inteligencia Artificial

A continuación, se analizan las ventajas y oportunidades que ofrece el uso de la IA en los procesos de aplicación de candidaturas.

El uso de un algoritmo puede ayudar a eliminar la discriminación que se produce en procedimientos de selección tradicionales dado que las personas involucradas pueden discriminar consciente o inconscientemente. Los sistemas algorítmicos ofrecen la posibilidad de hacer visibles los criterios de decisión erróneos y de esta manera, la discriminación puede ser detectada y rastreada (Dräger, 2019). La empresa de desarrollo de *software* Catalyte es un ejemplo de esto, pues confía completamente en los algoritmos durante todo el proceso de selección de personal. El fundador, Michael Rosenbaum, está convencido de que la política de personal clásica es la razón principal de la distribución desigual de las oportunidades de carrera en el mundo laboral. La empresa utiliza una prueba de selección en línea basado en algoritmos cuando se solicita un empleo, lo que anula el “*recruitment bias*”, el sesgo subconsciente en la selección humana. Así el uso de la IA puede ayudar a romper rigideces sociales y hacer el mercado laboral más accesible para grupos desfavorecidos (Peromingo, 2019).

Otra ventaja es la mayor fiabilidad de las decisiones de los algoritmos en comparación con las decisiones humanas. Especialmente en el proceso de preselección, los algoritmos pueden hacer suposiciones más precisas que los humanos (Lobe, 2017). Dado que para muchas empresas sus empleados son cada vez más importantes, es aún más importante encontrar y contratar a los empleados adecuados (Buchhorn, 2014). Los algoritmos también pueden ayudar a detectar y comprobar las habilidades de un solicitante que son importantes y necesarias para el puesto. Según David Stillwell, director del Centro de Psicometría de la Universidad de Cambridge, programas como *Pymetrics*, por ejemplo, ofrecen la oportunidad de probar las habilidades aritméticas y ortográficas de los candidatos mejor que humanos (Lobe, 2017).

Además, a diferencia de un currículum, con los algoritmos no se pueden ocultar debilidades fácilmente, por lo que pueden proporcionar resultados más veraces. Puede resultar más difícil manipular o influir un algoritmo que falsificar un CV. Otra ventaja importante para las empresas son los criterios económicos como el coste, el tiempo y la eficiencia. A menudo, los procesos que utilizan la IA son más rentables que los métodos tradicionales porque requieren menos personal. También son más cortos, ya que los algoritmos a menudo pueden predecir el comportamiento de los candidatos en minutos. Esto puede ser particularmente importante para las empresas que reciben un número muy elevado de solicitudes, y también para los candidatos (Lobe, 2017). Estos dos criterios dan como resultado una mayor eficiencia de los procesos apoyados por la IA para las empresas en los procesos de reclutamiento (Buchhorn, 2014). Una ventaja para empresas que usan aplicaciones de IA en sus procesos de selección, especialmente programas como *Pymetrics*, es que se pueden aprovechar de un efecto de marketing reforzando su marca. Para muchos candidatos, las empresas que utilizan juegos de ordenador en sus procesos parecen modernas, por lo que estas aplicaciones pueden ayudar a atraer candidatos (Lobe, 2017).

3.3 Posibles sesgos y riesgos del uso de la Inteligencia Artificial

Habiendo analizado en el capítulo anterior las posibles oportunidades del uso de la IA, se destacan a continuación los posibles sesgos y riesgos del uso de la IA. Los sesgos de un algoritmo, es decir los patrones discriminatorios, pueden entrar a través de todo el proceso del desarrollo: en las suposiciones previas, en los conjuntos de datos, en la programación, a través de determinados objetivos o el uso del propio *software* (Beining, 2019).

El primer riesgo es la falta de validez y relevancia científica de los algoritmos y las aplicaciones. Algunos expertos critican aplicaciones como *Pymetrics* o *Wasabi Waiter* por las suposiciones previas que llevan al desarrollo del algoritmo, ya que no hay una teoría científicamente probada detrás de ellas (Dräger, 2019). En muchas aplicaciones se usan variables para los algoritmos, de las cuales no se sabe si influyen o no, en el éxito futuro que tenga un candidato. Frederick Morgeson, profesor de la Universidad Estatal de Michigan, sostiene que la orientación metodológica para los juegos de computadora no es diferente de la utilizada en las entrevistas, pero que la fiabilidad y la validez del método para los juegos no está científicamente confirmada. Por lo tanto, surge la pregunta de si

las habilidades y rasgos de personalidad que se miden en el juego mediante un algoritmo también son relevantes para el éxito en el trabajo (Lobe, 2017).

El problema de la falta de explicación y trazabilidad de las decisiones de los algoritmos ya ha sido analizado en el capítulo 2. Como la mayoría de los algoritmos se programa con una combinación de aprendizaje de reglas y auto – aprendizaje, muchas veces no se puede entender el resultado de un sistema. No es posible determinar si a algunos datos se les dio una ponderación particularmente alta en la decisión o si a otros no se les tuvo en cuenta en absoluto, incluso para los programadores. Cuando los desequilibrios y tendencias de los datos iniciales entran en el algoritmo, ciertos grupos están estructuralmente en desventaja por el modelo (Krüger & Lischka, 2018). La falta de explicación también puede dar lugar a problemas de justificación ya que una empresa debe ser capaz de explicar las decisiones de selección a los candidatos (Buxmann et al., 2018). Además, también puede ser importante que la empresa comprenda por qué el algoritmo toma ciertas decisiones para poder juzgar si está satisfecha con su funcionamiento o no.

Un factor importante que puede distorsionar el resultado del algoritmo es la selección de las variables. Pueden surgir problemas éticos si el algoritmo incluye parámetros como el género, el color de la piel o la religión en la decisión (Buxmann et al., 2018). No hay aplicaciones de IA neutros porque a través de la selección de variables se reproducen las estructuras de poder y las discriminaciones existentes (Barke et al., 2015). Como la selección de las variables, la selección de datos también influye en gran medida sobre el funcionamiento de algoritmos. A través de la alimentación de datos cotidianos, pueden manifestarse prejuicios inmanentes en la IA, por ejemplo, los relativos a roles de género (Buxmann et al., 2018).

Otro riesgo es que el algoritmo, que no es capaz de empatizar ni de conocer la naturaleza humana, tiene por objeto poner a prueba la creatividad y la personalidad de los solicitantes (Lobe, 2017). Vinculada a esto está la cuestión de si un algoritmo puede predecir el potencial y las posibilidades de éxito de los solicitantes, ya que en ello también influyen factores que el algoritmo no puede detectar (Pletter, 2016). De este riesgo, muchos investigadores y autores derivan la conclusión de que, la IA nunca puede sustituir el elemento humano de RR HH completamente, ya que este elemento incluye la cultura de la empresa, la inteligencia emocional y la empatía (CareerBuilder, 2017). Muchos autores consideran

que la sustitución completa del factor humano es un riesgo. Jörg Dräger advierte en particular de la trampa del "o uno o dos", es decir, confiar completamente en un procedimiento. En su opinión, hay situaciones que requieren el procedimiento de aplicación clásico, pero en otros procesos de aplicación tiene más sentido utilizar nuevos enfoques basados en la IA (Dräger, 2019).

Si los algoritmos deben analizar y evaluar el comportamiento humano, se pueden sacar conclusiones erróneas debido a errores de programación. Esto significa que un algoritmo también puede cometer errores y tomar decisiones equivocadas. Por lo tanto, destacan algunos que en ciertos casos es importante contratar a los empleados contra el razonamiento de los algoritmos (Buchhorn, 2014). Otro riesgo no está en el algoritmo sí mismo, pero deriva de su uso, que es la estructura de monopolio del algoritmo. En los EE. UU., por ejemplo, el mismo algoritmo se utiliza en varias empresas. El peligro es que ciertos grupos de personas queden sistemáticamente excluidos por completo del mercado laboral porque el algoritmo monopolístico los clasifica regularmente y los discrimina. Estas posibles estructuras de monopolio deben ser evitadas por la política y por la sociedad (Dräger, 2019). La perspectiva jurídica de las aplicaciones de la IA y su compatibilidad con las normas de protección de datos plantea otro riesgo. En algunos países, todavía no existe una reglamentación jurídica sobre si una empresa necesita una aprobación específica de un solicitante para utilizar algoritmos en el proceso de solicitud. Esto se debe tener en cuenta cuando se implementa una aplicación de IA (Buchhorn, 2014).

Sobre estos hallazgos encontrados en la revisión de la literatura, las expertas entrevistadas se manifiestan muy alineadas.

Así, la Sra. Fetic critica, al igual que Jörg Dräger, que programas como *Hire vue* son basados en una teoría que no es científicamente probada. En el caso de *Hire vue* la suposición previa es que los rasgos faciales pueden actuar como un indicador para la inteligencia de candidatos; pero no hay evidencia de que esto sea cierto (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). Para contextualizar correctamente la declaración, es importante mencionar que la Sra. Fetic trabaja en la fundación *Bertelsmann*, y el Sr. Dräger es directivo de esta misma fundación. Dado que ambos basan sus declaraciones en los resultados de la investigación de la fundación, también llegan a una conclusión similar.

La Sra. Fetic también menciona otro riesgo cuando se usan programas de reconocimiento facial o del habla. Dado que a menudo son desarrollados por equipos de hombres, estos programas muchas veces están diseñados para el habla y los rasgos faciales masculinos. Como resultado, los rasgos faciales de las mujeres a menudo no se reconocen o se interpretan mal. Este problema es aún peor para mujeres de piel oscura (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). De igual modo, la Sra. Saslow también menciona este riesgo y subraya la importancia de preguntarse si el entorno en el que un algoritmo es diseñado y desarrollado, es discriminatorio (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020). Este entorno de desarrollo de algoritmos será analizado en el capítulo 6. Además, la Sra. Fetic enfatiza la importancia de considerar todo el sistema algorítmico, es decir; los conjuntos de datos del entrenamiento, los datos usados, los objetivos del uso y la interpretación de los resultados. La discriminación puede ocurrir en cada elemento del proceso, por lo tanto, se debe controlar todo el proceso. Un importante elemento del proceso son los datos de la muestra. Si estos son sesgados y, por ejemplo, no representan mujeres, el resultado también será sesgado y distorsionado. Así los algoritmos pueden reproducir estructuras de poder existentes en la sociedad (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020).

El riesgo de la sustitución completa del factor humano también está mencionado por la Sra. Torrijos, que al igual que otros autores, subraya que nunca se va a substituir una entrevista personal en un proceso de selección (M. Torrijos-Chaparro, comunicación personal, 9 de marzo 2020). La Sra. Saslow propone el uso de algoritmos más simples y con una lógica más fácil a seguir como un enfoque de solución para el problema a la falta de explicación. Según ella, la gran confianza de unas empresas en sistemas algorítmicos presenta otro riesgo. Antes, también había discriminación en procesos de selección, pero era visible y “se podía abordar más fácilmente”. Hoy mucha gente niega la posibilidad de discriminación de algoritmos. Lo justifica con la naturaleza matemática de algoritmos, que no puede discriminar (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020).

Los riesgos y sesgos analizados en este capítulo muestran que los algoritmos son capaces de reproducir discriminación existente en el mundo análogo en las aplicaciones de la IA. Esto puede ocurrir a través de la selección de los variables y a través de suposiciones

científicamente no probadas. La Sra. Fetic lo describe así: “Vivimos con prejuicios, y están programados en códigos” (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020).

Debido al limitado alcance de este trabajo, sólo se va a examinar en detalle la eliminación del riesgo de la discriminación. Los otros riesgos y sesgos deberían analizarse de manera más profunda en futuras investigaciones.

4 Digitalización y brecha de género

4.1 Evolución histórica

En el capítulo anterior se analizó cómo los algoritmos pueden reproducir la discriminación y los estereotipos de género. Para comprender esta relación entre los algoritmos y el género y situarla en el contexto adecuado, en este capítulo se examinará la relación general entre la digitalización y el género. Por tanto, se analizará el entorno en el que se desarrolla la IA, auscultando el marco en el que se inserta. Para comenzar, conviene clarificar la relación entre la revolución tecnológica y el género procediendo a hacer inicialmente una revisión histórica entre ambos aspectos.

El vínculo entre la tecnología y el género apareció por primera vez con mayor frecuencia a principios del decenio de 1990. Con el desarrollo de la *World Wide Web* en 1991, también surgió el campo del ciberfeminismo. Donna Haraway, una historiadora de la ciencia natural es considerada la fundadora del movimiento. Su trabajo fue continuado por investigadores como Sadie Plant y el colectivo VNS Matrix y encontró su fin en 2001. El tema central fue la disolución del género en la red hecha posible por la tecnología, y por lo tanto el desprendimiento de la categoría de género (Sollfrank, 2019). Sadie Plant, por ejemplo, subraya en su trabajo que, lo difuso de los límites entre hombre y máquina, presenta la posibilidad de elegir identidades alternativas y es la oportunidad para suavizar roles fijos de géneros (Plant, 1995). En el corazón del ciberfeminismo estaba la idea del tecno determinismo. Esto vincula el desarrollo de las tecnologías directamente a la idea de que todo será mejor y más justo. Esta idea se revisó a principios de la década de 2000, cuando se observó que la relación entre la tecnología y el género es más profunda y que la tecnología no puede eliminar el concepto de género (Sollfrank, 2019).

El nuevo concepto de tecno-feminismo fue introducido por la socióloga Judy Wajcman. Ella dice que la tecnología no es neutral en cuanto al género, pero lleva la inmanencia de relaciones sociales de género. También habla de un "*mutual shaping of gender and technology*". Esto significa que las innovaciones tecnológicas y las circunstancias sociales, cómo la brecha de género, se influyen mutuamente (MacKenzie & Wajcman, 1999). Esta idea de que la tecnología es una construcción social en la que se incorporan las relaciones sociales también ha sido adoptada por muchos otros investigadores (Tigges, 2007). Esta

es una clara crítica al tecno determinismo, que Wajcman justifica con el monopolio masculino de la tecnología. Este monopolio es alimentado por los estereotipos de que las mujeres son técnicamente incompetentes, que ella considera una fuente de poder. Por lo tanto, Wajcman asume un sesgo en el desarrollo de la tecnología, porque como las construcciones sociales de género se reflejan en la tecnología, no puede anular las atribuciones sociales. Especialmente la tecnología de información ofrece una superficie de proyección para estereotipos y luchas de género (Wajcman, 1991). Su conclusión es que la digitalización no puede ser ni patriarcal ni liberadora (Wajcman, 2010). Además, formula la teoría de que la introducción de cualquier nueva tecnología puede desencadenar un proceso de renegociación de las relaciones de poder entre géneros, de la asignación de funciones y, la división del trabajo. Wajcman asume que la identificación fuerte entre el hombre y la tecnología no es inmutable y biológicamente justificada, sino el resultado de procesos ideológicos y culturales. Esto implica que esta conexión también puede romperse y que, por lo tanto, se puede influir en el proceso de digitalización (Wajcman, 1991).

Con la creciente influencia de la digitalización y la implantación en más y más áreas de la vida, la investigación sobre la conexión entre la digitalización y género se ha ampliado en muchas facetas y perspectivas.

La cuestión central en la mayoría de las investigaciones es si la digitalización puede ayudar a disolver las desigualdades de género existentes y que así, las mujeres se puedan aprovechar de la digitalización. Para responder a esta pregunta, diferentes autores eligen diversos enfoques de la digitalización para evaluar el impacto en la igualdad de género. Unos dicen que las mujeres poseen estos talentos que serán importantes en el nuevo mundo del trabajo digitalizado, como la creatividad, la inteligencia emocional y el trabajo en equipo. Así, la digitalización llevará a más igualdad de género porque presenta nuevas oportunidades para mujeres. Otros critican este pensamiento porque reproduce estereotipos de género existentes que excluyen a las mujeres del proceso de la digitalización (Kutzner & Schnier, 2017).

Muchos autores eligen un acceso al tema a través de los cambios en el mundo del trabajo. Ya que la digitalización lleva a una demarcación del trabajo en el espacio y el tiempo, también conduce a una delimitación del género. Esto significa un cambio en la relación entre el género y la organización y una importancia menor del género en el trabajo

(Aulenbacher et al., 2007). A través de esta demarcación del trabajo, también se forma una síntesis del trabajo remunerado y la vida privada. Esta síntesis puede presentar la posibilidad de negociar de nuevo puntos de discusión como la distribución del trabajo de cuidado o asistencial. Además, nuevos modos de organizar el trabajo como el trabajo flexible o *Home Office* pueden posibilitar una conciliación mejor del trabajo remunerado y de cuidado. No obstante, según las autoras Kutzner y Schnier, esto no contribuye a una mayor igualdad de género, lo puede empeorar incluso. Además, no resuelve el problema del trabajo de cuidado no remunerado, que en gran medida sólo lo realizan las mujeres. Otro aspecto del mundo del trabajo es el mercado laboral. Resultados de investigación sobre el trabajo remunerado de hombres y mujeres muestran, que las mujeres no se benefician de la digitalización automáticamente. La razón de esto está en la devaluación de sectores de trabajo en que la mayoría de los empleados son mujeres. Unos autores concluyen que es imprescindible recopilar datos empíricos sobre el impacto de la digitalización con relación a estas tres áreas del mundo de trabajo con un enfoque de género: el diseño del trabajo, la reconciliación entre el trabajo remunerado y el trabajo de cuidado, y el mercado laboral (Kutzner & Schnier, 2017).

La visibilidad y el ocultamiento de las diferencias de género y la discriminación a través del proceso de digitalización es otro aspecto. Algunos autores opinan que la digitalización hace invisibles las desigualdades y las empuja a un segundo plano o a la esfera privada. Según Müller, Riegraf y Wilz, la digitalización crea la impresión de objetividad relacionada con el género, y esto lleva a una potencial invisibilización del género y la construcción de nuevas desigualdades (Müller, Riegraf, & Wilz, 2013). La digitalización también influye en los roles y conceptos de género existentes. A través de la digitalización pueden emerger nuevos potenciales para disposiciones de género más flexibles en las que ambos géneros puedan tomar nuevos roles y tareas (Kirschenbauer & Wischermann, 2015). Además, afecta a conceptos de género como la masculinidad hegemónica o el “*Doing Gender*” (Müller, Riegraf, & Wilz, 2013).

Los resultados de las investigaciones sobre las áreas previamente analizadas muestran que la digitalización ofrece un potencial para una mayor igualdad de género, pero también el potencial opuesto, que la desigualdad de género se afiance y prevalezca la tendencia a

la polarización. Para aprovechar del potencial positivo, es importante considerar el proceso de digitalización y género conjuntamente. Se debe entender el desarrollo de género en el contexto de la digitalización como un proceso social. Esta importancia de diferenciar el debate sobre la digitalización desde una perspectiva de género será analizada detalladamente en el siguiente capítulo (Kutzner & Schnier, 2017).

Las expertas entrevistadas comparten la idea general de que el comportamiento humano con prejuicios puede ser transferido a la digitalización, lo que significa que también la discriminación puede ser transferida. También introducen una nueva perspectiva en la discusión. Como consecuencia de *Big Data*, se pueden procesar cantidades cada vez mayores de datos con mayor rapidez. Esto crea un impacto de efecto de escala de la discriminación y las estructuras de poder (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). Significa que más personas se ven afectadas por la discriminación (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020). La digitalización actúa como un catalizador aquí, acelerando y fortaleciendo los procesos sociales existentes. También comparten la controversia representada en la investigación que, por un lado, la igualdad de género se puede lograr a través de la digitalización, porque está más presente ahora este tema. Por otro lado, existe el riesgo de “perpetuar los patrones discriminatorios” (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). La Sra. Saslow, menciona explícitamente que avances como *Home Office* no ayudan a la igualdad de género ya que ocultan los problemas de conciliación (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020).

4.2 Presencia de la brecha de género digital en el debate público

El resultado de la revisión de la literatura muestra que la investigación considera que existe, de hecho, una relación entre la digitalización y el género, incluso si las opiniones difieren en la forma de la conexión.

Sin embargo, la correlación entre la digitalización, la brecha de género y los roles de género no están en el foco del debate público. Aunque en el momento, el tema de la IA está muy presente en los medios con temas como el reemplazo del trabajo humano y el rol del hombre en el futuro, la perspectiva de género no está representada (Kutzner & Schnier, 2017). Falta casi por completo una perspectiva de género en los procesos de digitalización del trabajo. Así pues, el trabajo del futuro suele pensarse sin una perspectiva de género y las mujeres apenas se mencionan explícitamente en el debate sobre la

digitalización (Gewerkschaft für Erziehung und Wissenschaft, 2018). Un ejemplo es la agenda digital 2014-2017 del gobierno alemán, en la que los aspectos de género no aparecen de ninguna forma. Algunos autores ven un peligro en esta invisibilidad de la perspectiva de género en el debate sobre la digitalización. Como esta perspectiva no está presente, no se tiene en cuenta, lo que puede conducir a la reproducción de discriminación y de desigualdades. Aunque la perspectiva de género no está representada, es fundamental saber si la digitalización favorece la igualdad de género, o si genera más discriminación (Kutzner & Schnier, 2017).

La demanda es que la perspectiva de género se inscriba en el debate sobre la digitalización. En este momento, los héroes de la era digital son hombres de la informática, y la historia del éxito de la digitalización se cuenta exclusivamente como una historia suya (Gewerkschaft für Erziehung und Wissenschaft, 2018). Unos expertos subrayan la importancia de no tratar los asuntos sobre la relación y discriminación de género como un caso particular o una categoría adicional, pero que sea presente en todo el debate (Kutzner & Schnier, 2017). Otros consideran que la perspectiva de género está representada en los medios suficientemente, pero de una manera falsa y equívoca. Critican el enfoque positivo de la digitalización como mitos del igualitarismo y modernizaciones retóricas. Temen que sólo las ventajas de la digitalización se pongan en evidencia y que los riesgos, especialmente para la discriminación, se supriman deliberadamente (Funder, Rastetter, & Wilz, 2014).

Esta controversia con respecto a la presentación de la perspectiva de género por parte de los medios también se refleja en las declaraciones de las expertas entrevistadas. La Sra. Fetic cree que el interés de los medios de comunicación en el tema de la IA en general ofrece una oportunidad para hablar de las estructuras de poder existentes y de la igualdad. Por ejemplo, en el nuevo Libro blanco sobre la regulación de la IA de la Comisión Europea, la discriminación específica de género también desempeña un papel destacado (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). Por otro lado, la Sra. Saslow, subraya que “el problema aún no es lo suficientemente obvio”. Opina que, a muchas empresas y personas, les faltan conciencia sobre la conexión entre la IA y la discriminación de género. Menciona el ejemplo de Amazon, que no había confesado públicamente su algoritmo discriminatorio (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020).

5 Análisis de las causas de la brecha de género en la Inteligencia Artificial

5.1 Representación de mujeres en estudios TIC

En el capítulo tres se habían analizado los diferentes riesgos que presenta el uso de la IA en procesos de selección. Se ha evaluado que la mayoría de los riesgos del uso de la IA están localizados en el desarrollo de los algoritmos. Esto muestra la importancia del entorno y del contexto en los que se desarrollan y diseñan algoritmos y, también de los protagonistas de este proceso. Parece, pertinente entonces, considerar las causas de la brecha de género de la IA. La Sra. Fetic lo expresa así: “[la discriminación] depende en gran medida de los programadores, los objetivos y los supuestos causales” (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). En este capítulo se analizan estas causas, los entornos en que se desarrollan aplicaciones de IA, que es el sector laboral TIC. Como los estudios tecnológicos son la fase previa al sector laboral, primero se analiza la representación de mujeres en dichos estudios o carreras tecnológicas y después en el sector laboral. Para contextualizar correctamente la proporción actual de mujeres en los estudios de TIC, primero se analiza la situación al comienzo de los estudios de informática.

A hablar sobre el porcentaje de mujeres en estudios TIC, es importante mencionar las dificultades de comparación. En algunos países, se consideran como estudios TIC solamente estos de informática, otros cuentan también cursos de grado como ingeniería u otros estudios del ámbito de la tecnología. Además, hay investigaciones que dejan fuera licenciaturas superiores no universitarias, otros lo contabilizan también. Esto se debe tener en cuenta cuando se comparan estas cifras (Asociación Española para la Digitalización, 2018). Si se analiza el desarrollo del porcentaje de mujeres en estudios TIC, resulta que “aquí el tiempo no ha jugado a favor de la igualdad de género” (Gutiérrez, 2014). En 1980, cuando el estudio de informática ganaba importancia en la sociedad, había un porcentaje de aproximadamente 40% de mujeres en dichas carreras. Este porcentaje disminuyó a 18% en 1991, tanto en la UE como en los EE. UU. (Gutiérrez, 2014). Este descenso no sólo se mostraba en el número de estudiantes, sino también en el porcentaje de doctorandas en informática que en 1990 estaba a un 13% (Spertus, 1991). Después de esta caída, el porcentaje de mujeres se ha mantenido tan bajo a lo largo de los años, e incluso ha disminuido más (Gutiérrez, 2014).

En el gráfico abajo se puede ver que la baja proporción de mujeres en los estudios TIC es un asunto común en todos los países de la UE, la variación del porcentaje es sólo marginal.

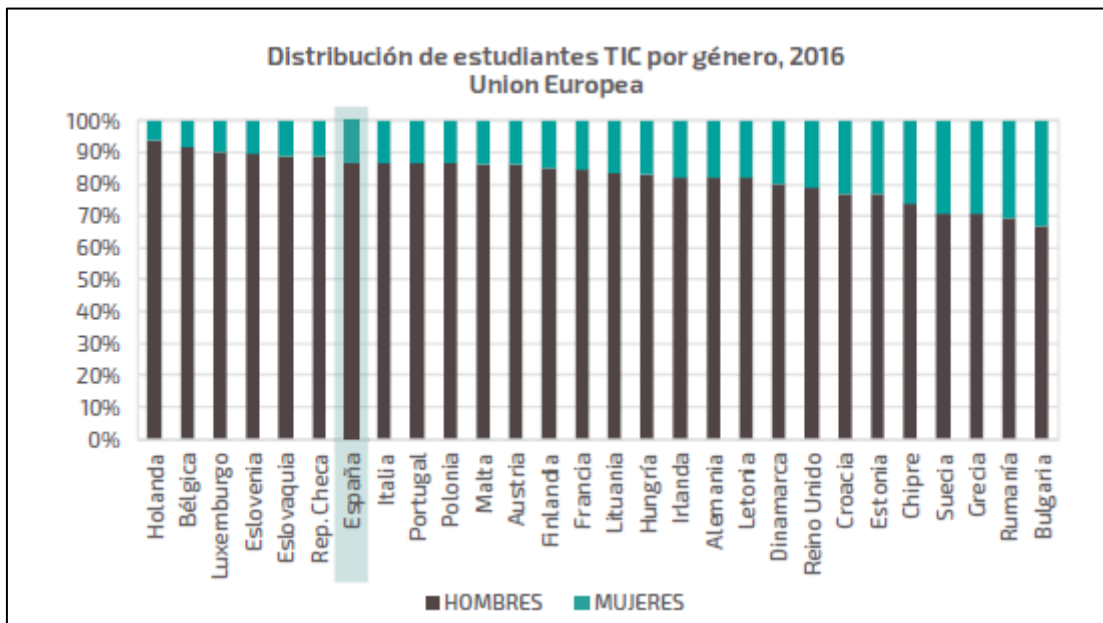


Gráfico 1: Distribución de estudiantes TIC por género (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019 de Eurostat, 2018)

En estos momentos, las mujeres representan un 54% de los matriculados en las universidades españolas, y un 58 % de los graduados universitarios. Aunque, considerando la situación en todos los estudios, se puede ver un balance entre hombres y mujeres, esto no se muestra en los estudios TIC. En toda Europa, el porcentaje de mujeres en estudios TIC es un 17%. En relación con el número total de mujeres, esto significa que sólo 24 de cada 1000 mujeres eligen un curso de informática. España está por debajo de esta media con 12,7% en 2016. Esto significa un decrecimiento de 0,6% respecto del año anterior, lo que muestra la tendencia general de una disminución del porcentaje (Asociación Española para la Digitalización, 2018). Esta baja proporción de mujeres no sólo se muestra en el número de estudiantes, sino en todo el ámbito universitario. En 2018, sólo 12,4% del profesorado fueron mujeres, y sólo el 13% de los artículos científicos sobre IA son publicados por mujeres (Zahout, 2019).

Según Ellen Spertus, profesora de informática, no es problemático que las mujeres decidan no estudiar o seguir una carrera en informática mientras no existan barreras artificiales que se lo impidan. Si este es el caso, o si las consecuencias negativas que se derivan de ello se hacen evidentes, estas barreras deben ser examinadas más de cerca (Stross, 2008). Como se analiza a continuación, hay varias razones para esta baja proporción de mujeres en los estudios TIC que funcionan como barreras para las mujeres.

Como la razón más dominante se menciona la imagen del sector TIC siendo un sector exclusivamente masculino. Muchos estereotipos y asignaciones de roles clásicos apoyan el mito de la conexión natural entre hombres y técnica, apoyando la opinión de que, las mujeres no deberían estudiar informática (Förtsch & Schmid, 2018). La socióloga tecnológica Judy Wajcman lo describe así: „*The taken-forgranted association of men and machines is the result of the historical and cultural construction of gender*“ (Wajcman, 2010). Esto obstaculiza la selección de estudios TIC para las mujeres porque aprenden de la sociedad que no es su área de talento. El lugar donde se muestran estos estereotipos con cierta fuerza es el colegio. Los profesores en asignaturas como matemática o informática son mayoritariamente hombres. Así a las niñas les faltan modelos para seguir y mostrar que las mujeres también pueden tener éxito en el sector TIC (Förtsch & Schmid, 2018). Además, a menudo a las niñas se les enseña en la escuela que las asignaturas técnicas y científicas no se corresponden con sus habilidades. Esto se está convirtiendo en una profecía autocumplida, ya que las jóvenes escuchan esto una y otra vez y, por lo tanto, también pierden interés en estos temas. Por lo que, es importante dar a las mujeres confianza en sus propias habilidades ya en las escuelas y colegios (Gode, 2019).

Al haber poca representación de mujeres en el sector TIC, tampoco hay muchos ejemplos para las chicas. Estos modelos para seguir, a menudo, también faltan en las familias. Según la científica social Jane Margolis, la familia tiene una influencia central en las decisiones profesionales de los jóvenes. Ciertos autores muestran que la mayoría de las mujeres que estudian informática proviene de familias con una formación en informática (Stross, 2008). Una de las razones por las que menos mujeres empiezan estudios de informática es la diferente valoración de sus propias habilidades entre hombres y mujeres. Las mujeres suelen subestimar su idoneidad para los estudios técnicos y por lo tanto eligen otras carreras (Förtsch & Schmid, 2018). Este fenómeno de la subestimación de las

propias habilidades es conocido como el síndrome del impostor, que fue demostrado en diferentes estudios (Asociación Española para la Digitalización, 2018). Una se realizó en la universidad de Berlín con un grupo de hombres y mujeres que realizaban unos exámenes y luego tenían que valorar su rendimiento. Mientras los hombres muchas veces sobreestimaban su rendimiento, la mayoría de las mujeres estimaba sus resultados por debajo de la realidad (Sieverding, 2003). Juliane Siegeris, profesora de informática en Berlín, también cita el temor en relación con los conocimientos previos requeridos como una razón de la baja proporción de mujeres en los estudios de informática. Según ella, las mujeres suelen temer que los conocimientos técnicos sean un requisito previo para el estudio, y que los hombres estén por delante de ellas a este respecto (Zahout, 2019).

Algunos autores investigan específicamente la fuerte disminución de la proporción de mujeres desde el decenio de 1980. Según Jonathan Kane, profesor de matemáticas e informática, la disminución de la proporción de mujeres en la informática es una consecuencia del movimiento de los juegos de acción. En la década de 1980, la proporción de mujeres que estudiaban informática era del 40% y las mujeres se sentían cómodas en sus estudios. Poco después, los juegos de computadora ganaban mucha importancia y el porcentaje bajó un 75%. Kane describe este movimiento como el comienzo de una subcultura masculina de los juegos de acción (Stross, 2008). Esta subcultura masculina tóxica que refuerza estereotipos híper masculinos muchas veces es descrita como el resultado de un desarrollo fallido de los videojuegos que son neutrales en cuanto al género (Salter & Blodgett, 2017). En España se considera el renombramiento de los estudios de informática como la razón para esta caída. En 1991, justo antes de la caída del porcentaje de mujeres, se cambiaba el nombre de “Licenciatura en informática” en España a “Ingeniería informática”. Poco después, el porcentaje pasaba de 40 % a 18%. Núria Castell, que fue decana de la facultad de informática en este tiempo, estudió esta caída y llegó a la conclusión que el término “ingeniería” fue asociado con una profesión masculina académicamente muy exigente. Esto llevaba a menos mujeres a elegir estos estudios (Gutiérrez, 2014).

La Sra. Torrijos subraya que la selección de una carrera de TIC o STEM es más difícil para mujeres porque por la tradición en la cultura española, es considerado normal que sólo pocas mujeres entren en este sector. Esto no es debido a que las capacidades de las

mujeres sean más bajas para acceder a este tipo de estudios, sino que eligen otras carreras de corte asistencial, por ejemplo, del sector de la salud o de la educación. Esto, sin duda, responde perfectamente a la herencia de unos estereotipos que determinan dicho rol para las mujeres (M. Torrijos Chaparro, comunicación personal, 9 de marzo 2020).

5.2 Representación de mujeres en el sector laboral TIC

A principios del siglo XX, en los primeros días del desarrollo de la informática, la programación se consideraba una clásica profesión femenina. En 1957, el lenguaje de programación *Flow-Matic*, la primera lengua que funcionaba con instrucciones informales, fue desarrollado por Grace Hooper (Zahout, 2019). Hoy en día, el género típico que se asocia con la programación informática es el masculino, lo cual se puede considerar una profecía autocumplida. Esto “deja de lado a las mujeres sobre las que se construyó todo el campo de la informática”. Durante mucho tiempo, la programación informática fue un campo de mujeres. La investigadora Brenda Frink señala que, en 1960, la informática era una carrera clásica para jóvenes ambiciosas. En la sociedad se consideraba que la programación y la informática eran competencias naturales de las mujeres. También revistas como el *Cosmopolitan* recomendaron a su audiencia una carrera en programación en lugar de enfermería (Eveleth, 2013).

Sería una falacia concluir que, en estos tiempos se solían respetar a las mujeres más que hoy en día. En este momento, la programación se consideraba un trabajo sencillo hasta que la industria se dio cuenta de que programar el *software* era más complejo que desarrollar el *hardware*. Como unos programadores varones querían quitar la imagen femenina de la programación, se tomaron medidas para expulsar a las mujeres del sector. Así, se fundaron asociaciones profesionales para hombres y se desarrollaron anuncios que asociaban a las mujeres con la ineficiencia y los errores (Eveleth, 2013). Si bien antes se consideraba que la programación era una profesión femenina, en la actualidad menos del 30% de los empleados del sector digital son mujeres. Entre los trabajadores autónomos del sector, la proporción de mujeres es sólo del 11% (Zahout, 2019). Además del bajo porcentaje de mujeres en el sector, unos expertos ven problemas en las áreas específicas ocupadas por mujeres. Un estudio realizado por el centro de investigación sobre género de las Universidades de Hesse muestra que las mujeres se dedican cada vez más a campos parecidos a la informática. Ejemplos son la informática médica con una proporción de

mujeres de 51%, los sistemas de medios de comunicación social con un 46 % o los estudios de desarrollo de productos y diseño técnico con un 34% de mujeres (Götttert, 2017). Estos aparecen en las estadísticas, pero la mayoría de los investigadores no considera esto una evolución positiva. Lo argumentan con salarios significativamente más bajos en estas profesiones y, el bajo impacto en el proceso de la digitalización en general de estas profesiones (Stross, 2008). En el sector de *Start-ups* TIC, las diferencias entre hombres y mujeres se muestran de manera muy explícita. Sólo 2% de los *CEOs* de *Start-ups* son mujeres, y no hay ninguna mujer en la posición de *Chief Technological Officer* (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019).

Un fenómeno que se muestra en el paso de los estudios al mundo del trabajo es que hay un porcentaje alto de mujeres que dejan el sector o, después de los estudios, o, después de pocos años en el sector laboral (Lukoschat, 2017). Habiendo analizado la evolución histórica de la representación de mujeres en el sector laboral TIC, ahora se deben considerar las razones para esta evolución en detalle. La razón aparente por la que hay pocas mujeres en el sector TIC es la baja proporción de mujeres en estudios TIC. Las razones de esto ya han sido analizadas en el capítulo anterior. A continuación, se tratan las razones por las que las mujeres no se dedican a este sector laboralmente, a pesar de haber estudiado informática, o lo dejan después de poco tiempo.

Todas las razones y aspectos que llevan a las mujeres dejando el sector TIC, se pueden sintetizar en la metáfora del techo de cristal. Este concepto describe una combinación de diversos factores que dificultan el ascenso de mujeres a puestos directivos superiores. Estos factores, según sus manifestaciones, pueden llevar a una mujer dejando el sector (Kruckeberg & Arnet, 2018). Un factor que construye el techo de cristal es el entorno de trabajo masculinizado. En una entrevista con el periódico alemán “*Der Spiegel*”, se entrevistan tres mujeres que habían estudiado informática, y que han dejado de trabajar en el sector TIC después de pocos años. Ellas mencionan como un punto decisivo para su salida del sector la dominancia por los hombres dentro del sector, en el que la mujer debe afirmarse permanentemente para ser reconocida profesionalmente (Lauerer, 2014). También se enfrentan muchas veces a diferentes formas de sexismo, sea de forma verbal o acoso sexual. En este entorno de trabajo dominado por hombres, también se desarrollan muchas redes informales entre ellos, dentro de las cuales se apoyan y ayudan mutuamente.

Dado que las mujeres suelen ser excluidas de estas redes, también carecen de este apoyo en su carrera (Ortmann, 2017).

Un aspecto importante del techo de cristal son problemas para mujeres fijando el rumbo de sus carreras dos o tres años después de empezar a trabajar. Dado que a menudo se sospecha que las mujeres jóvenes tienen hijos pronto y, por lo tanto, no podrán trabajar para la empresa, los hombres suelen recibir más apoyo (Lukoschat, 2017). Otro aspecto son las condiciones de trabajo poco atractivos con modelos de tiempo parcial complicados y la falta de la aceptación de la empresa para la reconciliación de la familia y la carrera. Esta razón es mencionada por varias mujeres del sector y también expertos; pero también hay crítica en contra de este punto. Joanne Hannaford, la directora de TI de Goldman Sachs opina que, en Alemania, se habla demasiado de la compatibilidad entre el trabajo remunerado y el trabajo de cuidado. En su opinión, la atención debería centrarse en las oportunidades de apoyo para las mujeres en cuanto a la adquisición de habilidades TIC. Otros también critican este argumento porque en las empresas tecnológicas, la reconciliación de la familia y la carrera no es más difícil que en otras industrias (Gode, 2019).

Y junto al techo de cristal, está también la brecha salarial. Debido al hecho de que en unos estudios se comparan las brechas salariales ajustadas, y en otras las no ajustadas, diferentes autores llegan a diferentes números y conclusiones. Ajustado significa que se controlan características que podrían llevar a una diferencia salarial, como la edad o el puesto (Asociación Española para la Digitalización, 2018). Así unos constatan que la brecha salarial en el sector TIC es más grande que en otros sectores, otros concluyen que en este sector las mujeres ganan comparativamente más que en otros sectores más feminizados (Unión Sindical Obrera, 2020). Según la Oficina Federal de Estadística alemana, la brecha salarial no ajustada en el sector TIC estaba en un 25% en 2018 (Statistisches Bundesamt, 2018). En España, la brecha no ajustada estaba en un 13,6% en 2014 comparado con un 13,5% en otros sectores; mientras la brecha ajustada en el sector TIC estaba a un 8,9% frente a un 14,2 % en otros sectores. De esta diferencia, se puede sacar la conclusión de que, en los mismos puestos y con las mismas características, la diferencia salarial en el sector TIC es menor que en otros sectores. También significa que en el sector TIC, las mujeres a menudo ocupan puestos con una peor remuneración que hombres, lo

que lleva a una brecha salarial no ajustada más alta (Asociación Española para la Digitalización, 2018).

Además de las razones de la baja proporción de mujeres en el sector TIC, las mujeres en el sector de *Start ups* se enfrentan a otros obstáculos específicos. Uno de ellos es la obtención de inversores para la financiación necesaria. Aunque las *Start ups* lideradas por mujeres suelen ser más exitosas, encuentran más dificultades a la hora de convencer a inversores o empresas de *Venture Capital* (Ortmann, 2017). La mayoría de los inversores son hombres y ellos también prefieren invertir en emprendedores masculinos. Esto muestra un estudio realizado por la Universidad de Harvard. Del momento, un 90% de los inversores de empresas *Venture Capital* son hombres y por varias razones, *Start ups* lideradas por mujeres son menos exitosas con inversores masculinos. Uno de ellos es que los inversores funcionan como *Gatekeeper*, ellos promueven fundadores con perfiles similares a sí mismos. Resultando de la baja proporción de mujeres en estas empresas, también hay pocas fundadoras femeninas que reciben inversiones (Ewens & Townsend, 2017). Aparte de estos problemas en cuanto a la financiación, las condiciones de las mujeres en el sector *Start up*, que es considerado moderno e igualador, son marcados por discriminación y acoso sexual (Zahout, 2019).

6 Impacto de la discriminación causada por la Inteligencia Artificial

La discriminación causada por la IA no es más que una pieza de rompecabezas en el marco de la brecha de género digital. Para entenderla con más profundidad, en este capítulo se analiza el impacto a largo plazo que tiene la discriminación causada por la IA para el sector tecnológico, para la economía del país y para la igualdad de género.

En el pasado, había un gran número de desarrollos tecnológicos que no se podían utilizar por un gran grupo de personas, porque sólo tenían en cuenta un tipo de usuario específico, muchas veces masculino. Algunos ejemplos de esto son los asistentes de habla que no podían entender y procesar las voces femeninas. También, se desarrollaron aplicaciones para la salud que sólo estaban dirigidas a los cuerpos masculinos. Ahora que unas empresas usan algoritmos sesgados en sus procesos de selección, el porcentaje de mujeres en el sector TIC seguirá disminuyendo, y así seguirán los desarrollos dirigidos a hombres solamente. Estos ejemplos subrayan la importancia de una industria digital diversa y de que los avances tecnológicos sean concebidos, desarrollados y aplicados no sólo por hombres sino también por mujeres. Estos desarrollos que deberían funcionar para todo tipo de clientes, pero que en realidad sólo funcionan para la mitad, causan costes altos y requieren mucho trabajo para el ajuste y la mejora de las aplicaciones (Zahout, 2019).

Aparte de desarrollos indeseables, se muestra la brecha de género en el sector TIC con una gravedad especial porque este sector va a crear la mayoría del empleo en los próximos años. Ya hay una escasez de especialistas en informática en todos los países europeos, y el porcentaje de estudiantes de TIC en general está bajando (Gode, 2019). El sector TIC tiene un problema de atraer y retener talento, y esto no es posible solucionarlo sólo con la mitad de la población (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019). Además, una industria del futuro, como es la digital, no debe seguir siendo una industria casi puramente masculina (Zahout, 2019). La discriminación de ciertos grupos de la sociedad también lleva a equipos dentro de las empresas más homogéneas. Un estudio realizado por McKinsey en 2014 muestra, que las empresas con equipos diversificados tienen muchas más probabilidades de lograr un mejor margen de beneficios que las que no tienen diversificación (Peromingo, 2019). El Instituto Europeo de la Igualdad de Género realizó un estudio sobre los efectos de la baja proporción de mujeres en el sector laboral en general a la economía europea. Llegó a la conclusión de que una proporción de mujeres más alta

en el mercado laboral podría llevar a un aumento del PIB per cápita en la UE de 10% hasta 2050 y a una tasa de empleo de 80% (Instituto Europeo de la Igualdad de Género, 2015). Esto muestra que la ausencia de mujeres tiene un coste económico, que “no podemos permitirnos” (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019). Aparte de esta perspectiva económica, los grupos de trabajo más heterogéneos suelen funcionar mejor debido a las diferentes perspectivas, enfoques y opiniones. Especialmente en el sector TIC son fundamentales ideas innovadoras y soluciones nuevas (Allmann, s.f.). Además, empresas con equipos diversos son más competitivas en comparación con otras empresas, suelen resistir a las crisis mejor y, son más innovadores. Entonces la falta de diversidad en empresas TIC, pero también en otras empresas, tiene un efecto de doble desventaja; uno de cantidad y uno de calidad (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019).

A este respecto, la Sra. Torrijos también subraya que la baja representación de mujeres en el sector TIC, tiene consecuencias negativas porque se pierde mitad del potencial. Esto lleva a un avance muy limitado (M. Torrijos-Chaparro, comunicación personal, 9 de marzo 2020).

7 Enfoques para reducir el sesgo de la Inteligencia Artificial

7.1 Consideraciones generales

La transformación digital del mundo ya no es una opción; los procesos de la digitalización no tienen freno. No obstante, esto no significa que no haya posibilidades de influir en estos procesos, de cambiar y ajustar la implementación de las innovaciones en la realidad. Y a menos que se tomen medidas específicas, las nuevas tecnologías de la digitalización reproducirán la discriminación y desigualdades de género (Kutzner & Schnier, 2017). Es por ello, que urge desarrollar enfoques para diseñar la digitalización de manera que sea beneficiosa para toda la población involucrada y que no produzca discriminación. Se analizarán enseguida enfoques para un desarrollo y uso de la IA en aras a evitar la perpetuación de prejuicios y discriminación de género causados por el uso en los departamentos de RR HH en empresas.

Antes de empezar a desarrollar enfoques y medidas para eliminar la discriminación a través de aplicaciones de IA, hay que responder a dos preguntas. La primera pregunta debe ser si es posible reducir o eliminar completamente la discriminación que se produce en las aplicaciones de IA. La segunda cuestión gira en torno a la reflexión de si esto es un deseo o una necesidad. La primera cuestión se plantea en los siguientes términos. ¿Existen posibilidades de modificar los efectos de la IA y reducir los riesgos del uso? Varios autores subrayan que el proceso de la digitalización es un proceso social y abierto, ofreciendo oportunidades para configurar y diseñarlo (Kutzner & Schnier, 2017). Innovaciones como la IA no habían ocurrido como una fuerza natural, son desarrollados y diseñados por personas. Entonces también hay la posibilidad de modificar este desarrollo para cambiar los efectos del uso de estas aplicaciones (Gauto, Karabasz, & Micijevic, 2019). Para responder a la segunda pregunta, si es necesario o deseable eliminar la discriminación, deben considerarse los efectos que tiene el sesgo de la IA actualmente. Estos efectos se habían analizados previamente en el capítulo 6. Todos estos efectos muestran la importancia para todos los involucrados de eliminar el sesgo de las aplicaciones de la IA. Para poder tomar medidas eficaces, hay unos prerequisites imprescindibles. El primero es que todos participantes del proceso reconocen y asumen la responsabilidad de asegurar que el uso de la IA sea una oportunidad para todos. La sociedad debe asumir la responsabilidad que representa el uso de la IA y debe establecer límites claros al uso de sistemas algorítmicos

(Beining, 2019). Hasta el momento, hay unos protagonistas del proceso que no lo consideran su tarea. Según un estudio de PWC de 2019, muchas empresas tienden a considerar el establecimiento de normas para hacer frente a los riesgos morales de la IA como una tarea social y política, pero no suya (Geretshuber & Reese, 2019). Es fundamental que tanto las empresas que desarrollan aplicaciones de IA, como las que usan estas aplicaciones en sus procesos de gestión de personas, garanticen con responsabilidad, hacer un uso no discriminatorio de las mismas.

Además, hay que aceptar las limitaciones del uso de las aplicaciones de IA. Debe haber una conciencia sobre los límites de la tecnología y no tratarla como un remedio mágico. Esto incluye ser consciente y estar atento a errores y a desarrollos indeseables reconociendo que la tecnología nunca puede estar libre de errores (Beining, 2019). Aparte de aceptar que no todo es técnicamente posible, también hay que reconocer que no todo lo que es teórica y técnicamente posible, debería ponerse en práctica. Siempre hay que comprobar la implementación de estas soluciones tecnológicas desde una perspectiva ética. Otra condición para reducir el sesgo de la IA es el reconocimiento de que las diferencias sociales y la desigualdad surgiendo de la IA no sean justificados desde las diferencias físicas entre hombres y mujeres. Esta perspectiva discrimina a mujeres y les quita posibilidades de desarrollo (Kutzner & Schnier, 2017). Cumpliendo estas condiciones, se puede lograr un enfoque consciente y participativo necesario para reducir el sesgo de la IA. Este incluye, como se mostrará en los siguientes capítulos, cuestionar acciones cotidianas y reflexionar sobre normas existentes.

7.2 Medidas del estado

7.2.1 Medidas para aumentar la proporción de mujeres en TIC

Cuando se observan diferentes países europeos, se nota que en todos hay de alguna manera, programas especiales para fomentar el porcentaje de mujeres en los estudios TIC. Enseguida se presentan algunas de estas medidas y también enfoques nuevos.

Hay un consenso entre la mayoría de los expertos sobre la importancia de atraer mujeres al campo de la informática lo más temprano posible (Stross, 2008). Entonces, la primera instancia que ha de ser abordada es la del sistema educativo. Hay que formar a los educadores y profesores en escuelas y colegios sobre estrategias para despertar el interés

hacia la informática tanto en los chicos como en las chicas. Al menos, deberían ser sensibilizados en cuanto a no desmotivar a chicas en asignaturas STEM y a comunicar que las capacidades en áreas matemáticas no son limitados a chicos. Además, los avances de mujeres en el campo de informática deben tener una mayor presencia en los materiales y recursos educativos. En asignaturas como informática, pero también historia, se deben tratar personalidades como Ada Lovelace o Grace Hooper, dos de las informáticas femeninas más conocidas (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019). Según la política alemana Anna Christmann, el gobierno federal subestima el problema de la falta de mujeres en la industria TIC. Aunque ya se llevan a cabo eventos como el Día de las niñas, no se hace suficiente esfuerzo para cerrar la brecha de género en el sector TIC. Ella propone medidas especiales a largo plazo para niñas y mujeres en escuelas y universidades (Zahout, 2019).

Una propuesta que causa controversia entre expertos es la implementación de estudios sólo para mujeres. Unos opinan que puede facilitar la selección de estudios TIC para mujeres cuando saben que serán en un espacio protegido durante los estudios sin la predominancia masculina. Otros critican que estudios exclusivamente para mujeres crea una burbuja irrealista que después dificulta la entrada en el mercado laboral porque las mujeres no son acostumbradas a trabajar con hombres (Kutzner & Schnier, 2017). Un compromiso que a algunos les parece más fácil de implementar es un enlace entre la ingeniería informática y la sociedad en forma de estudios. En 2013, se fundó el primer curso de grado de socio-informática en Alemania en la Universidad de Kaiserslautern. La profesora y fundadora de la organización *AlgorithmWatch* Katharina Zweig fue la impulsora de este programa. El objetivo de este es la comprensión del contexto social específico de las aplicaciones de IA para atraer con este enfoque a más mujeres al campo de la informática (Schmitt, 2019). Otra medida para aumentar la proporción de mujeres en el sector TIC es la creación de cursos introductorios a estudios tecnológicos con el objetivo de reducir la brecha de confianza en las habilidades TIC. En estos cursos se pueden mostrar a los estudiantes capacidades y conocimientos básicos para que luego puedan tener éxito en sus estudios (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019).

Una medida que causa bastante controversia es la cuota estatal de mujeres en ciertos puestos o áreas de la empresa. Según la Sra. Fetic, la cuota puede funcionar como una muleta

para conseguir igualdad y por esto debe ser implementado por el estado (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). La Sra. Saslow, por contrario, opina que no debería haber una cuota para mujeres, pero sí una cuota de interdisciplinaridad en equipos desarrolladores (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020).

7.2.2 Medidas para controlar algoritmos

Diferentes expertos demandan un control de algoritmos que se usan en aplicaciones de IA por el estado. Una condición para que el estado pueda intervenir en el proceso de desarrollo de algoritmos es el conocimiento del funcionamiento de estos. Especialmente cuando se trata de sistemas de autoaprendizaje, se tiene que conocer el base de las decisiones para evaluar la perspectiva ética (Schmitt, 2019). Por esto, Jörg Dräger, presidente de la fundación *Bertelsmann*, propone obligar a los proveedores de aplicaciones de IA a revelar el modo de funcionamiento de los mismos. Esto permitiría al estado intervenir en calidad de regulador y representa una oportunidad para que se produzca un amplio debate social a través de la divulgación de los hechos. En su opinión, las instituciones independientes y organismos de control del estado son necesarios para ello. Hace una analogía con los controles de alimentos, y de manera similar debería haber controles externos y obligatorios que regulen el desarrollo de los algoritmos (Dräger, 2019).

Aparte de controles para algoritmos, también se demandan leyes de protección de datos más estrictas y reglas éticas, con los que los algoritmos deben cumplir. Esto ayudará al estado a asegurar que el desarrollo de aplicaciones de IA no discrimine a ciertos grupos (Schmitt, 2019). En Alemania, se fundó el “*Ethikbeirat HR Tech*” (Junta consultiva de ética) en 2019 con el objetivo de elaborar reglas éticas para el uso de aplicaciones de IA y otras soluciones digitales en el área de RR HH. Es una iniciativa de la asociación federal de gerentes de personal BPM y la consultoría *hkp/// group*, y está constituida por expertos de la ciencia, de empresas y emprendedores de *start-ups* (Bundesverband der Personalmanager, 2019). En abril 2020, la junta publicó 10 directrices para el uso responsable de IA en el área de RR HH. Estos incluyen la fijación de objetivos transparentes previa al desarrollo de un algoritmo. En este proceso deben ser involucrados todos los grupos de interés para identificar conflictos de objetivos potenciales. Además, las soluciones tienen que ser científicamente fundadas y el proceso de selección siempre debe incluir a una persona natural. Otro punto central es la obligación de información, que

significa que las personas que entran en contacto con la IA deben ser informados previamente sobre el funcionamiento de la IA (Ethikbeirat HR Tech, 2020). Este punto es fundamental, ya que la mayoría de las personas no está consciente sobre el uso de IA. Un estudio de la fundación *Bertelsmann* muestra que sólo un 35% de la población alemana sabe del uso de algoritmos en la selección de personal, y más que la mitad está en contra de este uso de la IA (Hustedt, 2019). Otra institución nacional alemana es la *Comisión de Enquete "Inteligencia Artificial - Responsabilidad Social y Potencial Económico, Social y Ecológico"* del *Bundestag* (Parlamento alemán). Está constituida por miembros del parlamento y expertos externos y tiene como objetivo investigar el impacto de la IA a la sociedad, la economía y el mundo laboral de futuro. Se analizan oportunidades y riesgos del uso de la IA para la sociedad, el estado y las empresas (Deutscher Bundestag).

Otra medida mencionada por la Sra. Fetic es la elaboración de códigos éticos para empresas que deben seguir el desarrollo y uso de la IA (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). La Sra. Saslow, también critica que no existe un proceso de certificación para que un sistema algorítmico tuviera que pasar, antes de ser introducido al mercado (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020).

7.3 Medidas de empresas

7.3.1 Medidas previas del desarrollo

En este capítulo, se analizarán las medidas que las empresas pueden tomar para reducir el sesgo de las aplicaciones de IA, tanto las empresas desarrolladoras como las empresas que compran y usan servicios de IA en su departamento de RR HH.

En los capítulos anteriores, se había mostrado cómo los equipos de desarrolladores con alta diversidad suelen ser más exitosos en lo relativo al diseño de aplicaciones que no son discriminatorias. Así, el primer enfoque es el fomento de la diversidad en equipos de desarrollo. Dado la limitación de espacio y el alcance de este trabajo, sólo se tratará aquí la diversidad en cuanto al género. Para conseguir este objetivo, una empresa tiene que atraer más mujeres y también asegurar la retención a largo plazo. Entonces hay que trabajar en los factores que llevan a mujeres a abandonar el sector, que se mostraban en el capítulo anterior.

Para reducir la dominancia por hombres dentro de las empresas TIC, hay que trabajar en la cultura corporativa de la empresa y en los modelos de conducta clásicos en los equipos de este sector (Kutzner & Schnier, 2017). Cambiar la cultura corporativa de una empresa es una misión larga y difícil debido a que la cultura, está formada por un conjunto de factores diversos que evolucionan de una forma independiente y dinámica. Una medida concreta puede ser la sensibilización de los directivos de equipos para temáticas sobre diversidad y discriminación a través de eventos y seminarios (Peromingo, 2019). Otro aspecto para atraer más mujeres a una empresa es el uso de lenguaje “neutro y no discriminatorio en ofertas de empleo” (Gil, 2019). Esto no sólo incluye la lengua explícita, sino también, el tono más sutil de la oferta. Además, la compañía debería incorporar el principio de igualdad de género en todas sus políticas: en la política de salario, atracción de candidatos y promociones de empleados (Egea, 2017). Trabajando en las condiciones de trabajo, las empresas también pueden lograr atraer más mujeres. Algunos ejemplos de ello son, la conciliación entre la carrera y la vida privada y mejores modelos de licencia parental (Peromingo, 2019).

En apartados anteriores, se ha explicitado que a través de la exclusión de mujeres de redes informales, se dificulta su avance en la empresa. En este sentido, se deberían tomar medidas específicas para incluir mujeres en estas redes, por ejemplo, a través de eventos de socialización después del trabajo (Egea, 2017). Algunas empresas de tecnología, como IBM o Google, ya han establecido programas especiales de apoyo a la mujer, con talleres y oportunidades de establecer redes dentro de la empresa (Allmann, s.f.). Asimismo, para fomentar el avance de mujeres en este tipo de empresas, podrían implementarse programas de *mentoring*, diseñados específicamente para el impulso profesional de la mujer en este sector (Lukoschat, 2017). Además, debe haber un enfoque en las empresas para enfrentar asuntos de sexismo y acoso sexual que demuestra la importancia de este tema. A través de campañas dentro de la empresa, talleres y la implementación de un número de emergencia para incidencias de sexismo se puede abordar este tema de una manera consciente. También se debe mejorar la transparencia salarial y además revelar de manera transparente los objetivos de evaluación para que se mantengan y promuevan a las mujeres en la empresa (Mateos Sillero & Gómez Hernández, 2019).

Aparte del fomento de la diversidad en equipos de desarrollo, también se debe promover la consciencia dentro de estos equipos para el sesgo de la IA. Sólo cuando los desarrolladores son conscientes de los riesgos de la IA, lo pueden tener en cuenta durante el proceso de diseño y evitar programaciones indeseables (Kutzner & Schnier, 2017). Para asegurar el aspecto ético durante el proceso, previamente se tiene que promover la interdisciplinariedad en el equipo de desarrollo. Si el grupo responsable para el desarrollo no sólo está constituido por expertos de informática, pero también por empleados de las áreas ética y *compliance*, es más probable que las aplicaciones desarrolladas cumplan con las normas éticas (Beining, 2019).

A este respecto, todas las expertas entrevistadas, mencionan la diversidad en equipos de desarrolladores como un paso importante para eliminar la discriminación de aplicaciones de IA. Si hay más mujeres dentro de estos equipos, se pueden detectar más fácilmente y desde el principio, desarrollos sesgados (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). Si los equipos de desarrollo son diversos, es más fácil estar atento a los objetivos del desarrollo de un algoritmo, y por esto tiene una gran importancia la diversidad en estos equipos (M. Torrijos-Chaparro, comunicación personal, 9 de marzo 2020). Un ejemplo de una empresa que está siguiendo un enfoque diverso es Google, que ocupa sus paneles de entrevistadores dentro de procesos de selección con personas diversas (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020). Aparte de la diversidad respecto a género, la Sra. Fetic subraya la importancia de una colaboración estrecha entre la informática y ciencias sociales además del intercambio interdisciplinario constante (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020).

7.3.2 Medidas durante el desarrollo

Habiendo analizado las medidas que una empresa debería tomar previo al desarrollo de aplicaciones de IA; en este capítulo se analizan las medidas necesarias durante el desarrollo de estas aplicaciones.

El primer paso en el desarrollo es la fijación de los objetivos del producto que se desarrollará, haciéndose necesario reflexionar sobre lo que se quiere lograr con la aplicación (Kutzner & Schnier, 2017). La cuestión ética central que debe plantearse en el proceso de desarrollo de las tecnologías debe ser la del propósito de su aplicación. ¿Con qué propósito se desarrolla la aplicación o el algoritmo? Correspondiente a la respuesta se tiene que

ajustar el diseño. Como se había mostrado antes, el elemento más importante para el desarrollo de un algoritmo son los datos que funcionan como la materia prima. Hay que asegurarse de que los datos usados para el entrenamiento de la IA sean equilibrados, lo que significa que representan de la mejor manera posible la realidad de la situación específica (Gauto, Karabasz, & Micijevic, 2019). El papel fundamental que desempeñan los datos durante el proceso de desarrollo muestra el caso de Amazon. Aquí los datos seleccionados fueron sesgados, lo que llevaba a un resultado distorsionado (Abdelkafi et al., 2019). Además, debería haber controles de los resultados del desarrollo a lo largo de todo el proceso. Se tiene que comprobar constantemente si la aplicación desarrollada funciona de la manera deseada (Buxmann et al., 2018). Para desarrollar una tecnología no discriminatoria, también se deben tener en cuenta normas éticas y objetivos respecto a la igualdad que se debería lograr con las aplicaciones. Una medida para asegurarlo es la colaboración de equipos de desarrollo con asociaciones de ética (Gauto, Karabasz, & Micijevic, 2019). Además, durante todo el proceso de desarrollo, se requiere la voluntad de las personas involucradas de tener en cuenta la perspectiva no discriminatoria y de ser sensible a este tema (Kutzner & Schnier, 2017).

Para eliminar el sesgo de la IA, se tiene que considerar y controlar cada elemento dentro del proceso separadamente. La Sra. Fetic, identifica algunos factores decisivos para evitar la discriminación de una aplicación de IA: los datos de la muestra, el código fuente, los objetivos del uso y la interpretación. Entonces hay que comprobar cada elemento durante el desarrollo respecto a su cumplimiento de reglas éticas. También es necesario que se validan las suposiciones previas científicamente. Por ejemplo, para la suposición de la aplicación *Hire vue*, no hay una evidencia científica sobre la conexión entre rasgos faciales y éxito en un puesto (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020). La Sra. Saslow subraya que, no sólo los variables directas del sistema algorítmico deben ser cuestionadas, sino también las variables *proxy* para evitar la discriminación implícita (K. Saslow, comunicación personal, 10 de marzo 2020). Estas variables *proxy* son variables sustitutivas, que de manera colateral inciden en cuestiones de género. Algunos ejemplos de esto son los colegios exclusivamente para chicas o chicos o, equipos de deporte específicos para cada género (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020).

7.3.3 Medidas después del desarrollo

Después del desarrollo de aplicaciones de IA, tanto la empresa desarrolladora como la empresa que implementa la aplicación en sus procesos deben tomar medidas para asegurar el funcionamiento no sesgado de la aplicación.

Dos requisitos importantes para los sistemas algorítmicos en orden a evitar el sesgo son la transparencia y la trazabilidad. Si no se cumplen estos dos aspectos, la persona afectada por el algoritmo, en este caso el candidato, se convierte en el objeto de la toma de decisiones algorítmicas. Además, la trazabilidad protege contra las asimetrías de información, en este caso entre la empresa y los solicitantes. La transparencia y la trazabilidad son también condiciones fundamentales para preservar la autonomía y la dignidad humana en la era digital, especialmente en lo que respecta a la utilización de algoritmos. En concreto, esto significa que el uso de aplicaciones de IA en procesos de selección sea transparente para el candidato. Sólo cuando los solicitantes son conscientes de que un sistema algorítmico analiza su candidatura y sobre qué base y según criterios lo hace, se puede lograr un uso de algoritmos justo. La transparencia en procesos de selección también conlleva unos peligros, aquí sólo se menciona uno. Algunas empresas temen que los candidatos pudieran, conociendo el funcionamiento del algoritmo, manipular su aplicación o entrenar ciertas habilidades para engañar el sistema. Este fenómeno es conocido por el efecto “*Gaming*”. Esto muestra que hacer todo el proceso transparente lleva riesgos, pero también hay ciertas medidas para evitar estos riesgos (Beining, 2019).

Aparte de esto, la rastreabilidad del funcionamiento de aplicaciones de IA abre un margen de acción y mejora para los afectados. Les posibilita participar en el discurso social de una manera informada y así defender sus intereses. Además, proporciona la base para que los afectados descubran errores de estos procesos, pongan en duda los resultados y, de ser necesario, los modifiquen y corrijan (Beining, 2019). Otra medida es el control de la funcionalidad de la aplicación después del desarrollo. Es importante medir el éxito de los programas en retrospectiva por el resultado, en este caso, evaluar cómo de bien encajan los solicitantes reclutados con los requisitos del puesto (Dräger, 2019). Este control debe ser ejecutado no sólo directamente después del desarrollo, sino se debe comprobar regularmente si los conjuntos de datos todavía reflejan la realidad o si hay alguna distorsión (Gauto, Karabasz, & Micijevic, 2019).

Es necesario que el rol que las aplicaciones de IA tomen en procesos de selección siempre sea un rol adicional y no sustitutivo. Las personas que trabajan dentro del departamento de RR HH deben actuar como “porteros”. Tienen que usar la tecnología en las fases del proceso adecuadas y no sustituir el factor humano completamente. Aunque los algoritmos son una herramienta poderosa, no pueden imitar la empatía y el conocimiento de la naturaleza humana de un reclutador (Lobe, 2017). Cuando las empresas compran las aplicaciones de IA pre-fabricadas, es fundamental que haya un servicio de la empresa desarrolladora para explicar el uso de la aplicación. La empresa cliente tiene que entender la tecnología, su funcionamiento y la importancia de los datos para el algoritmo para poder usar las aplicaciones de una forma responsable (Gauto, Karabasz, & Micijevic, 2019).

Así, la Sra. Torrijos también subraya la importancia de que las empresas que usan algoritmos en sus procesos sigan con la alimentación y el entrenamiento del algoritmo. Su empresa comunica a sus clientes que el algoritmo “logrará ser más fino cuanto más lo entrenas”. Muestra en un ejemplo la importancia de controlar el funcionamiento de los algoritmos:

“Hay un ejemplo de un algoritmo que hemos desarrollado para una empresa estadounidense, y luego salía todo descuadrado. Después se daba cuenta de que a nadie le había ocurrido poner personas de color. En el momento que no metes una variable, el algoritmo deja de funcionar porque nunca lo tenía en cuenta, pues tiene que volver a reaprender.”

Esto muestra claramente que un algoritmo sólo es fiable cuando se hayan metido todas las variables, y cuando falta una, el algoritmo deja de funcionar. Esto subraya la opinión de otros expertos que es fundamental siempre seguir entrenando y controlando un algoritmo (M. Torrijos-Chaparro, comunicación personal, 9 de marzo 2020).

7.4 Medidas de la sociedad

Aparte de las medidas que las empresas y el estado deberían tomar, también hay enfoques de solución dirigidas a la sociedad.

Para atraer más mujeres a estudios TIC y al sector laboral, es necesario cambiar la imagen del sector TIC y la profesión informática. Para lograr esto, se debe lograr una representación menos cliché del sector TIC en general, y especialmente en películas y series.

Cuando se perpetúe la imagen de una predominancia masculina en los medios, esto no atraerá más mujeres al sector (Zahout, 2019).

Durante los últimos años se había fundado un gran número de organizaciones sin fines de lucro, iniciativas y proyectos que llaman la atención sobre la perspectiva ética de la IA y luchan para controles contra la discriminación a través de la tecnología. Enseguida se muestran unos ejemplos de estas iniciativas. *AlgorithmWatch* fue fundada en 2016 y es una organización sin ánimo de lucro. Tiene como objetivo la observación de la toma de decisiones por algoritmos que son relevantes desde una perspectiva social. Estos son algoritmos que predicen o predeterminan las decisiones humanas. El punto de inflexión es que, con el desarrollo progresando, también crece la complejidad de la IA, y esto no debería llevar al hecho que las personas que trabajan con la IA no la comprenden. Para lograr este objetivo, la iniciativa investiga los sistemas algorítmicos de toma de decisiones y pone los resultados a disposición de un amplio público. Junto con instituciones de reglamentación y supervisión, *AlgorithmWatch* apoya la elaboración de estrategias para mejorar la trazabilidad de los algoritmos (AlgorithmWatch, 2020). Otro proyecto es el *Project Include*, una organización sin fines de lucro fundada en 2016. La base de su trabajo es el reconocimiento de que todo el sistema tecnológico está construido sobre el principio de exclusión de ciertos grupos. *Project Include* tiene como su misión dar a cada persona la oportunidad de tener éxito en la industria tecnológica y acelerar la diversidad en empresas TIC. Está siguiendo la estrategia de influir en las personas cuando todavía son jóvenes (Project Include, s.f.). La organización *TechEquity Collaborative* tiene como objetivo transformar la industria de tecnología en una industria igualitaria y de oportunidades para todos. Especialmente lucha contra desigualdades y discriminación en empresas del *Silicon Valley* (TechEquity Collaborative, s.f.).

Otro ejemplo es la cooperación entre el Banco Mundial y Geek Girls Latam, un emprendimiento social en Colombia, que han desarrollado una mentoría de mujeres en tecnología. Llevan a cabo diferentes programas, como días de inspiración para mujeres o *boot-camps* de programación para chicas (Prieto, 2020).

Todas las expertas entrevistadas mencionan que se necesitan tomar varias medidas para eliminar el sesgo de la IA, no hay una solución única que sea suficiente. Se necesitan “diferentes ángulos para abordar el problema” (K. Saslow, comunicación personal, 10 de

marzo 2020). Un enfoque es la cultura del país sobre que se tiene que trabajar. Con eventos como fines de semana de programación para niñas y mujeres se hace camino para “acercar a la población este tema” (M. Torrijos-Chaparro, comunicación personal, 9 de marzo 2020). Otro punto fundamental para desarrollar tecnología no discriminatoria es mencionado por la Sra. Fetic, y es la conciencia en la sociedad para estructuras de poder. Hay que clarificar lo que entiende la sociedad por justicia social para que luego, se puedan desarrollar algoritmos que cumplen con este entendimiento (L. Fetic, comunicación personal, 5 de marzo 2020).

8 Conclusión

La digitalización está avanzando y con ella también crece el número de empresas que emplean aplicaciones de IA en sus procesos de selección. Los algoritmos que forman la base para estas aplicaciones tienen limitaciones en su funcionamiento, como el peligro de una caja negra o la ausencia de emocionalidad y empatía. La IA presenta varias posibilidades de implementación en el área de RR HH, en la forma de juegos en línea o el reconocimiento del habla o de la voz. Este uso de aplicaciones de la IA en el área de RR HH ofrece tanto oportunidades como riesgos. Los procesos de contratación pueden hacerse más eficientes, justos y no discriminatorios mediante el uso de programas informáticos apoyados por la IA. Por otro lado, existe el riesgo de que estas aplicaciones de la IA reproduzcan y escalen los patrones discriminatorios existentes. Cuando las aplicaciones no son científicamente probadas o la selección de datos no representa la realidad, el resultado de los algoritmos puede quedar distorsionado y sesgado. Esta reproducción de patrones discriminatorios puede ocurrir en cada elemento del proceso de desarrollo y también en la implementación. Así pues, ciertos grupos, en este caso las mujeres, pueden ser excluidos sistemáticamente del mercado laboral. Esto debe ser prevenido. La necesidad de la prevención del desarrollo de aplicaciones de IA discriminatorias se manifiesta no sólo en la perspectiva ética, sino también en el impacto que tiene esta discriminación en la economía de un país. Considerando la importancia grande y creciente del sector TIC y de la industria tecnológica, ningún país puede permitirse una brecha de género digital. Hay que atraer y retener hombres y mujeres al sector laboral TIC para asegurar el futuro de este sector.

Las causas de la brecha de género en la IA se localizan en el sector TIC. Tanto en los estudios como en el sector laboral TIC hay una proporción de mujeres baja. Esto se debe cambiar, porque crear equipos heterogéneos puede ayudar a desarrollar aplicaciones de IA no discriminatorias. Considerando la relación entre la digitalización y la discriminación específica de género, se ha analizado que la discriminación que causa la IA debe entenderse como una parte de la nueva brecha de género en la era digital. La técnica no es neutral en cuanto al género, está interactuando con la brecha de género constantemente. Por lo tanto, el sesgo de la discriminación causada por la IA no se deja eliminar sin reducir la brecha de género en general. Esto significa aumentar la proporción de mujeres en el sector TIC y controlar el desarrollo de aplicaciones de la IA. Como el problema no se

deja abordar con una solución única, hay que seguir un enfoque de múltiples ángulos. Hay que considerar cada elemento del proceso de desarrollo de una aplicación de IA por separado y analizar el potencial de discriminación en esta fase. Del estado se requieren medidas para aumentar la proporción de mujeres en el sector TIC y para controlar algoritmos. Las empresas deben ser conscientes de la posible discriminación en todo el proceso de desarrollo y la implementación de las aplicaciones, especialmente en la selección de datos y los supuestos previos. De la sociedad se requiere la conciencia sobre los riesgos que presenta el uso de la IA. Cada participante en el proceso debe asumir su responsabilidad y aceptar las limitaciones que presenta el desarrollo técnico de algoritmos.

Debido a la limitación de este trabajo, no es posible analizar en más detalle otros temas relacionados, lo que crea la necesidad para futuras investigaciones. En este trabajo el enfoque está en el riesgo de la discriminación causada por la IA, en futuros estudios se deberían examinar los otros riesgos mencionados en el capítulo tres, por ejemplo, la perspectiva jurídica o la discriminación según origen o edad. Además, se tienen que determinar las consecuencias que tenga el uso de aplicaciones de IA en otras áreas de la vida, por ejemplo, en el sistema judicial o en el mundo financiero.

Ha quedado claro en este trabajo que el uso de la IA en el área de RR HH puede llevar a resultados sesgados y a la exclusión sistemática de ciertos grupos del mercado laboral. Hay que reconocer que la IA no es blanco ni negro, no es una cura milagrosa que mejora todos los procesos en las que sea aplicada. Depende de la voluntad de todos participantes si se repiten casos como el ejemplo de Amazon o si el desarrollo de la IA sea beneficioso para todos.

Lista de referencia

- Abdelkafi, N., Döbel, I., Drzewiecki, J., Meironke, A., Niekler, A., & Ries, S. (2019). *Künstliche Intelligenz im Unternehmenskontext*. Leipzig: Fraunhofer-Zentrum für Internationales Management und Wissensökonomie IMW. Recuperado el 08 de Febrero de 2020, de https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=2&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwiSm4iU6vToAhVEC-wKHYP2CW0QFjABegQIAhAB&url=https%3A%2F%2Fwww.imw.fraunhofer.de%2Fcontent%2Fdam%2Fmoez%2Fde%2Fdocuments%2FWorking_Paper%2F190830_214_KI_in_Unternehmen
- AlgorithmWatch. (2020). *Was wir tun*. Recuperado el 04 de Marzo de 2020, de AlgorithmWatch: <https://algorithmwatch.org/was-wir-tun/>
- Allmann, J. F. (s.f.). *Warum die IT-Branche mehr junge Frauen braucht*. Recuperado el 20 de Febrero de 2020, de Staufenberg Institut: <https://www.staufenbiel.de/magazin/joballtag/warum-die-it-branche-mehr-junge-frauen-braucht.html>
- Apt, W., Botthof, A., Bovenschulte, M., Büching, C., Dwertmann, A., Ferdinand, J.-P., & Gabriel, P. (2018). *Künstliche Intelligenz*. (Institut für Innovation und Technik, Ed.) Berlín/ Heidelberg: Springer-Verlag GmbH.
- Asociación Española para la Digitalización. (2018). *Mujeres en la economía digital en España*. Asociación Española para la Digitalización, Madrid. Recuperado el 02 de Marzo de 2020, de https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=2&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjju42wxdPoAhXinFwKHTXiAZ8QFjABegQIAhAB&url=https%3A%2F%2Fwww.digitales.es%2Fuploads%2F2d1f0dc9ca0f07da534a4fc64591ff72.pdf&usg=AOvVaw0BcayTh9X12WOfr_RMhr1F
- Aulenbacher, B., Funder, M., Jacobsen, H., & Völker, S. (2007). *Arbeit und Geschlecht im Umbruch*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

- Barke, H., Siegeris, J., Freiheit, J., & Krefting, D. (2015). *Gender und IT-Projekte: Neue Wege zu digitaler Teilhabe*. Leverkusen-Opladen: Budrich UniPress.
- Beining, L. (2019). *Wie Algorithmen verständlich werden: Ideen für Nachvollziehbarkeit von algorithmischen Entscheidungsprozessen für Betroffene*. Berlín; Gütersloh: Stiftung Neue Verantwortung e.V.; Bertelsmann Stiftung. Recuperado el 07 de Marzo de 2020, de www.stiftung-nv.de
- Buchhorn, E. (17 de Diciembre de 2014). *App als Chef - wie Software Mitarbeiter durchleuchtet*. Recuperado el 06 de Marzo de 2020, de Manager Magazin: <https://www.manager-magazin.de/magazin/artikel/personalmanagement-software-durchleuchtet-mitarbeiter-a-1022736-5.html>
- Bundesverband der Personalmanager. (12 de Febrero de 2019). *Ethikbeirat HR Tech gegründet*. Recuperado el 06 de Abril de 2020, de Bundesverband der Personalmanager: <https://www.bpm.de/meldungen/ethikbeirat-hr-tech-gegruendet-1211892246>
- Buxmann, P., Schmidt, H., Gürtler, O., Leukert, B., Müller, J., & Noga, M. (2018). *Künstliche Intelligenz: Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg*. (P. Buxmann, & H. Schmidt, Edits.) Berlín: Springer Gabler.
- CareerBuilder. (18 de Mayo de 2017). *More Than Half of HR Managers Say Artificial Intelligence Will Become a Regular Part of HR in Next 5 Years*. Recuperado el 01 de Marzo de 2020, de CareerBuilder: <http://press.careerbuilder.com/2017-05-18-More-Than-Half-of-HR-Managers-Say-Artificial-Intelligence-Will-Become-a-Regular-Part-of-HR-in-Next-5-Years>
- Dastin, J. (10 de Octubre de 2018). *RPT-INSIGHT-Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women*. Recuperado el 05 de Marzo de 2020, de Thomson Reuters: <https://uk.reuters.com/article/amazoncom-jobs-automation/rpt-insight-amazon-scraps-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-women-idUKL2N1WP1RO>

- Deutscher Bundestag. (s.f.). *Enquete-Kommission „Künstliche Intelligenz – Gesellschaftliche Verantwortung und wirtschaftliche, soziale und ökologische Potenziale“*. Recuperado el 01 de Abril de 2020, de Deutscher Bundestag: https://www.bundestag.de/ausschuesse/weitere_gremien/enquete_ki
- Dräger, J. (13 de Junio de 2019). *Wir brauchen ein Vermummungsverbot für Algorithmen*. Recuperado el 06 de Marzo de 2020, de https://www.haufe.de/personal/hr-management/joerg-draeger-zu-ki-in-der-personalauswahl_80_491964.html
- Dukino, C. (14 de Marzo de 2019). *Was ist Künstliche Intelligenz? Eine Definition jenseits von Mythen und Moden*. Recuperado el 07 de Marzo de 2020, de Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation: <https://blog.iao.fraunhofer.de/was-ist-kuenstliche-intelligenz-eine-definition-jenseits-von-mythen-und-moden/>
- Egea, S. (31 de Mayo de 2017). *Decisiones empresariales para evitar el sexismo en el trabajo*. Recuperado el 02 de Marzo de 2020, de Forbes: <https://forbes.es/empresas/11038/decisiones-empresariales-para-evitar-el-sexismo-en-el-trabajo/>
- Esser, R., & Sallaba, M. (2019). *KI-Studie 2019: Wie nutzen Unternehmen Künstliche Intelligenz?* Deloitte. Recuperado el 06 de Marzo de 2020, de <https://www2.deloitte.com/de/de/pages/technology-media-and-telecommunications/articles/ki-studie-2019.html#>
- Ethikbeirat HR Tech. (02 de Abril de 2020). *Richtlinien für den verantwortungsvollen Einsatz von KI in der Personalarbeit*. Recuperado el 07 de Abril de 2020, de Ethikbeirat HR Tech: <https://www.ethikbeirat-hrtech.de/>
- Eveleth, R. (Octubre de 2013). *Computer Programming Used To Be Women's Work*. Recuperado el 01 de Marzo de 2020, de Smithsonian Magazine: <https://www.smithsonianmag.com/smart-news/computer-programming-used-to-be-womens-work-718061/?no-ist>

- Ewens, M., & Townsend, R. (17 de Abril de 2017). *Are Early Stage Investors Biased Against Women?* Recuperado el 05 de Abril de 2020, de Journal of Financial Economics: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2953011
- Förtsch, S., & Schmid, U. (2018). *Frauen in der Informatik: Können sie mehr als sie denken? Eine Analyse geschlechtsspezifischer Erfolgserwartungen unter Informatikstudierenden.* Recuperado el 03 de Marzo de 2020, de Gender - Zeitschrift für Geschlecht, Kultur und Gesellschaft: <https://www.budrich-journals.de/index.php/gender/article/view/30893>
- Funder, M., Rastetter, D., & Wilz, S. M. (2014). *Gender Cage - Revisited.* Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft.
- Gauto, A., Karabasz, I., & Micijevic, A. (05 de Junio de 2019). *Ethische Grenzfragen – wenn KI diskriminiert oder Leben gefährdet.* Recuperado el 03 de Junio de 2020, de Handelsblatt: <https://www.handelsblatt.com/technik/digitale-revolution/digitale-revolution-ethische-grenzfragen-wenn-ki-diskriminiert-oder-leben-gefaehrdet/24418170.html?ticket=ST-4241487-qzNz1shb0io4gvfdjVtR-ap1>
- Gentsch, P. (2018). *Künstliche Intelligenz für Sales, Marketing und Service.* Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Geretshuber, D., & Reese, H. (2019). *Künstliche Intelligenz in Unternehmen.* PricewaterhouseCoopers International. Recuperado el 03 de Junio de 2020, de <https://www.pwc.de/de/digitale-transformation/kuenstliche-intelligenz/kuenstliche-intelligenz-in-unternehmen.html>
- Gewerkschaft für Erziehung und Wissenschaft. (13 de Marzo de 2018). *Analyse zu Genderaspekten der Digitalisierung.* Recuperado el 16 de Marzo de 2020, de Gewerkschaft für Erziehung und Wissenschaft: <https://www.gew.de/aktuelles/detailseite/neuigkeiten/analyse-zu-genderaspekten-der-digitalisierung/>

- Gil, I. (04 de Marzo de 2019). *Cómo evitar la discriminación de la mujer en las empresas*. Recuperado el 02 de Marzo de 2020, de Fundación Adecco: <https://fundacionadecco.org/azimut/evitar-la-discriminacion-de-genero-empresas/>
- Gode, S. (22 de Noviembre de 2019). *Frauen in der IT: Andere Länder sind Deutschland weit voraus, sagt die Goldman Sachs IT-Chefin*. Recuperado el 20 de Enero de 2020, de Business Insider: <https://www.businessinsider.de/tech/goldman-sachs-it-chefin-vereinbarkeit-von-familie-und-job-2019-11/>
- Göttert, M. (2017). *Frauenanteil im Bachelor*. Recuperado el 03 de Abril de 2020, de Gender-und Frauenforschungszentrum der Hessischen Hochschulen: <https://www.gffz.de/gendermonitor/frauenanteil-im-bachelor/bachelor-studiengaenge-geordnet-nach-der-hoehe-des-frauenanteils>
- Gutiérrez, M. (13 de Abril de 2014). *Informática: Se buscan mujeres*. Recuperado el 05 de Marzo de 2020, de La Vanguardia: <https://www.lavanguardia.com/vida/20140413/54405763426/informatica-se-buscan-mujeres.html>
- Hustedt, C. (24 de Junio de 2019). *Algorithmenethik*. Recuperado el 03 de Abril de 2020, de Bertelsmann Stiftung: <https://algorithmenethik.de/2019/06/24/robo-recruiting-dank-algorithmen-bessere-mitarbeiterinnen-finden/>
- Instituto Europeo de la Igualdad de Género. (2015). *Gender Equality Index 2015 - Measuring gender equality in the European Union 2005-2012*. Luxemburgo: Amt für Veröffentlichungen der Europäischen Union. Recuperado el 03 de Abril de 2020, de <https://eige.europa.eu/node/340>
- Kirschenbauer, A., & Wischermann, U. (Marzo de 2015). *Geschlechterarrangements in Bewegung*. Bielefeld: Transcript Verlag.
- Kruckeberg, K., & Arnet, F. M. (2018). *30 Minuten So kommen Frauen in Führung!* Offenbach del Meno: Gabal Verlag.

- Krüger, J., & Lischka, K. (2018). *Damit Maschinen den Menschen dienen: Lösungsansätze, um algorithmische Prozesse in den Dienst der Gesellschaft zu stellen*. Bertelsmann Stiftung. Gütersloh: Bertelsmann Stiftung. Recuperado el 03 de Abril de 2020, de <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=6&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwi6i9-MoPLoAhVHyaQKHSbaDA4QFjAFegQIBhAB&url=https%3A%2F%2Fwww.bertelsmann-stiftung.de%2Ffileadmin%2Ffiles%2FBSSt%2FPublikationen%2FGrauePublikationen%2FAlgorithmenethi>
- Kutzner, E., & Schnier, V. (2017). *Geschlechterverhältnisse in Digitalisierungsprozessen von Arbeit*. Recuperado el 23 de Enero de 2020, de Arbeit: https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwikuYXt8fToAhWjMewKHerkAVgQFjAAegQIAhAB&url=https%3A%2F%2Fwww.researchgate.net%2Fpublication%2F316252469_Geschlechterverhaltnisse_in_Digitalisierungsprozessen_von_Arb
- Lauerer, M. (03 de Julio de 2014). *Du musst besser sein als ein Mann*. Recuperado el 27 de Enero de 2020, de Der Spiegel: <https://www.spiegel.de/karriere/informatikerinnen-wie-frauen-eine-karriere-in-der-it-starten-a-974361.html>
- Lobe, A. (15 de Junio de 2017). *Sie wollen den Job? Gewinnen Sie beim Computerspiel!* Recuperado el 05 de Marzo de 2020, de Welt: <https://www.welt.de/wirtschaft/karriere/article165565975/Sie-wollen-den-Job-Gewinnen-Sie-beim-Computerspiel.html>
- Lukoschat, H. (05 de Febrero de 2017). *Berufseinstieg für Ingenieure und Informatiker: Frauen in der Technikbranche*. Recuperado el 03 de Febrero de 2020, de Zeit Campus: <https://www.zeit.de/campus/2017/s1/technik-ingenieure-informatiker-berufseinstieg/seite-3>

- Lundborg, M., & Märkel, C. (2019). *Künstliche Intelligenz im Mittelstand*. Bad Honnef: Begleitforschung Mittelstand-Digital. Recuperado el 04 de Febrero de 2020, de <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjWkdf68vToAhVNsKQKHTTUAScQFjAAegQIARAB&url=https%3A%2F%2Fwww.mittelstand-digital.de%2FMD%2FRedaktion%2FDE%2FPublikationen%2Fkuenstliche-intelligenz-im-mittelstand.pdf>
- MacKenzie, D., & Wajcman, J. (1999). *The social shaping of technology*. Buckingham: Open University Press.
- Mateos Sillero, S., & Gómez Hernández, C. (2019). *Libro Blanco de las mujeres en el ámbito tecnológico*. Ministerio de Economía y Empresa, Secretaría de Estado para el Avance Digital, Madrid. Recuperado el 18 de Marzo de 2020, de <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=15&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjh-42loc7oAhXHsaQKHeCIBd8QFjAOegQIAhAB&url=http%3A%2F%2Fwww.mineco.gob.es%2Fstfls%2Fmineco%2Fministerio%2Fficheros%2Flibreria%2FLibroBlancoFINAL.pdf&usg=AOvVaw1nDVG>
- Mayring, P. (2015). *Qualitative Inhaltsanalyse: Grundlagen und Techniken*. Weinheim: Beltz.
- Müller, U., Riegraf, B., & Wilz, S. M. (2013). *Geschlecht und Organisation*. Wiesbaden: Springer Verlag.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. Cambridge: MIT Press.
- Ortmann, Y. (14 de Diciembre de 2017). *Ein Tal ohne Frauen*. (Bundeszentrale für politische Bildung, Editor) Recuperado el 06 de Marzo de 2020, de Fluter: <https://www.fluter.de/warum-so-wenig-frauen-informatikerin-sind>
- Peco, R. (18 de Diciembre de 2019). *La inteligencia artificial no es un buen jefe de personal*. Recuperado el 01 de Abril de 2020, de La Vanguardia:

<https://www.lavanguardia.com/tecnologia/20191218/472247636540/inteligencia-artificial-trabajo-seleccion-recursos-humanos-contratar-discriminacion.html>

- Peromingo, M. (05 de Junio de 2019). *Algorithmen und Inklusion: Ist KI-basierte Personalauswahl gerechter?* Recuperado el 06 de Marzo de 2020, de Bertelsmann Stiftung: <https://www.zukunftderarbeit.de/2019/06/05/algorithmen-und-inklusion-ist-ki-basierte-personalauswahl-gerechter/>
- Plant, S. (1995). *Zeros and Ones, Digital Women and the New Technoculture*. Londres: Fourth Estate.
- Pletter, R. (28 de Febrero de 2016). *Ist er besser als wir?* Recuperado el 05 de Marzo de 2020, de Die Zeit: <https://www.zeit.de/2014/29/computer-roboter-konkurrenz/komplettansicht>
- Porbasas Flejoles, R. (2018). *Introduction to Algorithms*. Arcler Education Inc: Burlington.
- Prieto, J. (10 de Febrero de 2020). *El Banco Mundial y GeekGirls, unidos por la mentoría de las mujeres en tecnología*. Recuperado el 26 de Marzo de 2020, de Geek Girls Latam: <https://geekgirlslatam.org/es/el-banco-mundial-y-geekgirls-unidos-por-la-mentor-ia-de-las-mujeres-en-tecnologia/>
- Project Include. (s.f.). *Project Include*. Recuperado el 03 de Marzo de 2020, de Project Include: <https://projectinclude.org/about/>
- Rubio, I. (12 de Octubre de 2018). *Amazon prescind de una inteligencia artificial de reclutamiento por discriminar a las mujeres*. Recuperado el 02 de Abril de 2020, de El país: https://elpais.com/tecnologia/2018/10/11/actualidad/1539278884_487716.html
- Salter, A., & Blodgett, B. (09 de Noviembre de 2017). *Toxic Geek Masculinity in Media: Sexism, Trolling, and Identity Policing*. Londres: Palgrave Macmillan.
- Schmitt, S. (09 de Octubre de 2019). *Was dürfen Rechner entscheiden, Frau Zweig?* Recuperado el 01 de Marzo de 2020, de Die Zeit:

<https://www.zeit.de/2019/42/algorithmen-maschinen-informatik-mathematik-ethik>

Sieverding, M. (Enero de 2003). *Frauen unterschätzen sich: Selbstbeurteilungs-Biases in einer simulierten Bewerbungssituation*. Recuperado el 02 de Abril de 2020, de Zeitschrift für Sozialpsychologie:

https://www.google.com/url?sa=t&rcct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=2&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwi-r9ao_fHoAhXG-KQKHY9ODbMQFjABegQIAxAB&url=https%3A%2F%2Fwww.researchgate.net%2Fpublication%2F247397074_Frauen_unterschutzen_sich_Selbstbeurteilungs-Biases_in_einer_

Sollfrank, C. (04 de Marzo de 2019). *Technologie ist nicht neutral*. Recuperado el 16 de Marzo de 2020, de Missy Magazine: <https://missy-magazine.de/blog/2019/03/04/technologie-ist-nicht-neutral/>

Spertus, E. (1991). *Why are there so few female computer scientists?* Massachusetts: MIT Artificial Intelligence Laboratory Technical Report. Recuperado el 05 de Marzo de 2020, de <http://www.spertus.com/ellen/Gender/pap/pap.html>

Statistisches Bundesamt. (2018). *Gender Pay Gap*. Recuperado el 02 de Marzo de 2020, de Destatis: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Arbeit/Arbeitsmarkt/Qualitaet-Arbeit/Dimension-1/gender-pay-gap.html>

Stross, R. (15 de Noviembre de 2008). *What Has Driven Women Out of Computer Science?* Recuperado el 03 de Febrero de 2020, de The New York Times: https://www.nytimes.com/2008/11/16/business/16digi.html?_r=0

TechEquity Collaborative. (s.f.). *Workforce & Labor*. Recuperado el 03 de Marzo de 2020, de TechEquity Collaborative: <https://techequitycollaborative.org/advocacy/workforce-labor/>

Tigges, A. (2007). *Geschlecht und digitale Medien*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

Unión Sindical Obrera. (05 de Marzo de 2020). *Las mujeres sufren brecha salarial en todos los sectores, especialmente en los feminizados*. Recuperado el 2 de Marzo de 2020, de Unión Sindical Obrera: <https://www.uso.es/las-mujeres-sufren-brecha-salarial-en-todos-los-sectores/>

Wajcman, J. (1991). *Feminism Confronts Technology*. Pennsylvania: Penn State University Press.

Wajcman, J. (Enero de 2010). *Feminist theories of technology*. Recuperado el 14 de Marzo de 2020, de Cambridge Journal of Economics: <https://academic.oup.com/cje/article-abstract/34/1/143/1689542>

Zahout, M. (08 de Marzo de 2019). *Die IT-Branche und ihr Frauenproblem*. Recuperado el 09 de Marzo de 2020, de Der Tagesspiegel: <https://www.tagesspiegel.de/wirtschaft/weltfrauentag-2019-die-it-branche-und-ihr-frauenproblem/24081158.html>

Zweig, K., Fischer, S., & Lischka, K. (2018). *Wo Maschinen irren können: Fehlerquellen und Verantwortlichkeiten in Prozessen algorithmischer Entscheidungsfindung*. Bertelsmann Stiftung. Gütersloh: Bertelsmann Stiftung. Recuperado el 02 de Abril de 2020, de <https://algorithmenethik.de/2018/02/05/wo-maschinen-irren-koennen-fehlerquellen-und-verantwortlichkeiten-in-prozessen-algorithmischer-entscheidungsfindung/>

Anexo

Anexo A: Guion de entrevista

1. ¿Cree usted que existe alguna conexión entre la digitalización y la brecha de género?
2. ¿Cree que la perspectiva de género está adecuadamente argumentada en el actual debate sobre la digitalización?
3. ¿Qué razones ve para la baja representación de mujeres que estudian informática? ¿Tiene consecuencias esta baja proporción? ¿Y cómo se podría cambiar esto? ¿Qué medidas considere adecuadas para aumentar la proporción de mujeres en estudios informáticos?
4. ¿Qué razones ve para la baja representación de mujeres en el sector tecnológico? ¿Porque hay un porcentaje tan grande de mujeres que dejan el sector al poco tiempo?
5. ¿Cómo son las condiciones de trabajo en el sector tecnológico para mujeres? ¿Hay una diferencia salarial?
6. ¿Qué efectos tiene la falta de representación de mujeres para el sector tecnológico? ¿Qué efectos tiene para la economía de un país? ¿Qué efectos tiene para la igualdad de género en general?
7. ¿Se utiliza la inteligencia artificial en su empresa? En qué áreas/ departamentos?
8. ¿Se utiliza la inteligencia artificial en los procesos de reclutamiento y retención? ¿Si es así, usted está satisfecho/a con los resultados? ¿Cree que la AI también tiene sesgos a partir de la configuración de los algoritmos?
 - a. ¿Que oportunidades y riesgos presenta el uso de la IA?
9. ¿Con que fin se usa la inteligencia artificial en el departamento de RR HH en una empresa?
10. ¿Qué consecuencias tiene el uso de la AI en los procesos de atracción y retención en una empresa?
11. ¿Cómo se puede evitar la perpetuación de discriminación y estereotipos a través de la inteligencia artificial? ¿Qué se necesita tener en cuenta en el proceso de desarrollo?
12. ¿Qué medidas serían necesarias para aumentar el porcentaje de mujeres en el sector informático o en departamento de sistemas de una organización? ¿Qué se le ocurre?

Anexo B: Análisis de contenido según Mayring

Tema	Paráfrasis	Esencias
Digitalización y brecha de género	<p><i>Persona 1:</i> El contexto es tal que los temas están relacionados entre sí. Todos los días tenemos prejuicios contra los demás en nuestras mentes, estos a veces son útiles.</p> <p>El comportamiento humano puede ser transferido al mundo digital debido a procesos específicos.</p> <p>Los sistemas algorítmicos funcionan con muchos datos, pueden reconocer patrones y hacer previsiones.</p> <p>Si los datos muestran sesgos y apenas representan a las mujeres o a directivos femeninas, el resultado del análisis de los datos se distorsiona.</p> <p>El uso de sistemas algorítmicos puede reproducir las estructuras de poder que existen en la sociedad.</p> <p>La digitalización puede llevar a la escalada de las estructuras de poder porque podemos analizar más y más datos y operar más procesos, creando así un efecto de fortalecimiento.</p> <p>Es importante decir que siempre hay discriminación, no puede haber un espacio no discriminatorio.</p> <p>Esta discriminación proviene de las estructuras de poder patriarcales existentes y se refleja en la digitalización.</p> <p>La digitalización no es la causa de la discriminación. Por medio de la digitalización, la igualdad se puede lograr más fácilmente porque la gente habla de ello.</p>	<p><i>Persona 1:</i> temas están relacionados, comportamiento humano puede ser transferido a mundo digital</p> <p>Si datos muestran sesgos, el resultado también tiene sesgos, digitalización refleja discriminación</p> <p>El uso de algoritmos puede reproducir estructuras de poder que existen en la sociedad.</p> <p>Digitalización puede llevar a la escalada la discriminación.</p> <p>Pero: también puede lograr más igualdad con la digitalización porque abre espacio de debate</p> <p><i>Persona 2:</i> No hay conexión directa, pero influye en porcentaje de mujeres.</p> <p><i>Persona 3:</i> Hay conexión.</p> <p>Digitalización aumenta escala de impacto, afecta más mujeres ahora la discriminación.</p> <p>Antes: más visible, ahora mucha gente confía en algoritmos.</p> <p>Hay que preguntarse en que entorno se desarrolla el algoritmo.</p> <p>Digitalización oculta mejor problemas</p>

	<p>Pero también existe el riesgo de perpetuar los patrones discriminatorios.</p> <p>La digitalización actúa como un catalizador, refuerza los procesos que ya están teniendo lugar en la sociedad.</p> <p><i>Persona 2:</i> No hay una conexión directa, pero lo que sale de la universidad refleja claramente la digitalización, como el porcentaje de mujeres.</p> <p><i>Persona 3:</i> Sí, definitivamente creo que hay una conexión. La digitalización aumentó la escala del impacto, no empeora la discriminación de género, pero afecta a más mujeres o minorías. Siempre ha habido discriminación en el lugar de trabajo, y siempre discriminación en procesos de reclutamiento. Pero antes era más visible y se podía abordar más fácilmente el tema. Creo que hay que preguntarse si el entorno en el que se diseña un algoritmo es igual o discriminatorio en cuanto al género. Ahora mucha gente confía mucho en los algoritmos. Se preguntan a sí mismos: ¿Cómo puede ser discriminatorio? Es sólo un sistema matemático, son números, y los números no mienten, los números son exactos. Lo cual es cierto, pero tienes que preguntarte, cómo están diseñados estos algoritmos.</p> <p>Pero tienes que preguntarte cómo están diseñados estos modelos. La digitalización empeoró la discriminación de género en cuanto a la escala de las personas afectadas.</p> <p>La digitalización en general oculta mejor los problemas de conciliación y los avances como la oficina en</p>	
--	--	--

	<p>casa no ayudan a la igualdad de género. Especialmente la economía Gig realmente perjudica a las mujeres porque no están protegidas por el empleador.</p>	
<p>Perspectiva de género en debate</p>	<p><i>Persona 1:</i> A través de la atención de los medios de comunicación de la IA podemos hablar de las estructuras de poder existentes y también hablar con los políticos sobre la igualdad. La conciencia sobre el tema es actualmente muy alta, pero muchas grandes empresas de tecnología están pensando en la orientación al beneficio en lugar de la diversidad.</p> <p>En un nuevo White paper sobre la regulación de la IA de la Comisión Europea, la discriminación también desempeña un papel.</p> <p><i>Persona 2:</i> Siempre hay un sesgo en los medios, antes la imagen estaba muy masculinizada, ahora es muy feminista. En el futuro probablemente habrá un equilibrio sin machismo y feminismo.</p> <p><i>Persona 3:</i> La gente que se apasiona por la representación de género está haciendo las preguntas correctas, pero muchas empresas no están interesadas en la igualdad de género. El problema aún no es lo suficientemente obvio.</p> <p>Amazon, por ejemplo, nunca confesaría en público que sus algoritmos discriminan sistemáticamente a las mujeres.</p> <p>La persona promedio no es consciente de que hay una superposición entre la I.A. y el género en absoluto.</p>	<p><i>Persona 1:</i> Atención de los medios abre espacios de discusión para hablar sobre discriminación.</p> <p>Conciencia muy alta, también en política.</p> <p><i>Persona 2:</i> Hay sesgo en los medios, muestra imágenes extremas.</p> <p><i>Persona 3:</i> Muchas empresas no se interesan por el tema, no es suficientemente obvio.</p>
<p>Presentación de mujeres en</p>	<p><i>Persona 1:</i> Actualmente, sólo el 16% de todos los profesionales de la IA son mujeres, y sólo el 13% de</p>	<p><i>Persona 1:</i> Mujeres subrepresentadas en sector. 16% de profesionales, 13% de artículos científicos.</p>

<p>sector informático</p>	<p>todos los artículos científicos sobre IA son publicados por mujeres.</p> <p>Está claro que hay una brecha de género en la burbuja de la IA y que las mujeres están subrepresentadas.</p> <p><i>Persona 2:</i> En estudios tecnológicos y también en el sector laboral hay aproximadamente un porcentaje de mujeres de 20%. Una vez que una mujer ha entrado en el sector tecnológico, lo continua normalmente; rara es la mujer que salga.</p> <p>La selección de esta carrera cuesta porque en el mundo STEM siempre había una menor representación de mujeres.</p> <p>A las mujeres les cuesta seleccionar esta carrera, porque por tradición en la cultura española hay pocas mujeres que entran en este sector. El sector STEM siempre tenía una menor representación de mujeres, pero en el momento está aumentando el porcentaje de mujeres.</p> <p>No es que las mujeres no tienen la capacidad o porque no valen, pero muchas veces eligen otras carreras, como por ejemplo el sector de salud.</p> <p>Las condiciones de trabajo en el sector tecnológico son las mismas para hombres y mujeres en principio. Sin embargo, las empresas tienen mucho que hacer para llegar al equilibrio entre hombre y mujer.</p> <p>El hecho de que las mujeres no son representadas tanto en el sector informático tiene condiciones negativas. En cada profesión en la que no estén representadas todas partes, se pierde mucho. No hay multiculturalidad, multisexualidad y diversidad en cada sentido,</p>	<p><i>Persona 2:</i> Sector: 20% de mujeres, pero una vez que una mujer ha entrado, no sale del sector.</p> <p>La selección de esta carrera para mujeres cuesta debido a la tradición de la cultura. Aunque tienen la capacidad, mujeres muchas veces eligen otras carreras.</p> <p>Las condiciones de trabajo son las mismas para hombres y mujeres, pero sin embargo las empresas tienen mucho que hacer para conseguir un equilibrio</p>
---------------------------	--	---

	<p>en la forma de hacer y pensar, y se avanza de una forma muy limitada.</p>	
<p>IA en departamento de RR HH</p>	<p><i>Persona 1:</i> En el ejemplo de Amazon, las prácticas de reclutamiento existentes discriminaban sistemáticamente a las mujeres porque se consideraba que la característica masculina era particularmente exitosa.</p> <p>Un ejemplo de ello es el hire vue, un programa informático que utiliza la evaluación del material de vídeo para sacar conclusiones sobre las probabilidades de éxito de los solicitantes. Estas tecnologías de reconocimiento de rostros discriminan sistemáticamente a las mujeres, especialmente a las de piel oscura, porque los rasgos faciales no se reconocen o se interpretan o entienden mal.</p> <p>Si una empresa utiliza herramientas de análisis de vídeo, la discriminación puede aumentar debido a conjuntos de datos sesgados. Esto depende en gran medida de los programadores, los objetivos y los supuestos causales. En el caso de Hire vue, se supone que los rasgos faciales pueden utilizarse para inferir la inteligencia de los solicitantes. Sin embargo, no hay pruebas de que sea así. Así que el problema no es el algoritmo, sino la gente que programa un sistema algorítmico basado en una suposición.</p> <p>Por lo tanto, los conjuntos de datos sesgados en combinación con malas hipótesis causales pueden dar lugar a resultados cuestionables.</p> <p>En otro ejemplo, en Polonia se utilizó un algoritmo para categorizar a los solicitantes de empleo. Esto fue rechazado por el tribunal administrativo porque las mujeres fueron automáticamente discriminadas.</p>	<p><i>Persona 1:</i> Ejemplo de Amazon: algoritmos habían discriminado a mujeres porque en procesos anteriores la característica masculina era más exitoso.</p> <p>Ejemplo de Hire vue: tecnologías de reconocimiento de rostros discrimina mujeres, especialmente de piel oscura, porque no reconocen o interpretan correctamente sus rasgos faciales.</p> <p>Si empresa usa algoritmos, discriminación puede aumentar debido a datos sesgados.</p> <p>Esto depende de estos factores: los programadores, los objetivos y los supuestos causales.</p> <p>Hire vue: supuesto causal no es científicamente probado, por eso algoritmo no funciona.</p> <p>Conjunto de datos sesgados e hipótesis causales no aprobadas pueden llevar a resultados cuestionables.</p> <p>Es importante tener en cuenta que el sistema algorítmico incluye el código algorítmico, los conjuntos de datos para el entrenamiento, los datos reales, los objetivos y la interpretación de los resultados → hay que considerar todo el proceso.</p>

	<p>Es importante tener en cuenta que el sistema algorítmico no sólo incluye el código algorítmico, es decir las reglas y la ponderación de los criterios. También incluye los conjuntos de datos utilizados para el entrenamiento, los datos reales, los objetivos y la interpretación de los procesadores que reciben el resultado.</p> <p>Por lo tanto, hay que considerar todo el proceso, porque la discriminación puede ocurrir en cualquier interfaz.</p> <p>Vivimos con prejuicios, y están programados en códigos.</p> <p><i>Persona 2:</i> Nosotros ofrecemos un dossier de IA-aplicaciones y lo usamos para ayudar a empresas que quieren dar un punto de vista más en el proceso de selección. Estas aplicaciones son otro punto más en la selección, pero son un punto adicional, nunca se va a substituir una entrevista personal.</p> <p>Es para empresas que quieren recibir una figura más amplia porque cuanto más información tiene la empresa, sea mejor.</p> <p>Siempre hay que mirar que tipo de empleados quiere atraer la empresa.</p> <p>Los algoritmos se suelen entrenar con diferentes muestras. Siempre decimos a nuestros clientes que entrenamos un algoritmo con un genérico, y que va a funcionar así, pero cuantos más candidatos de la propia muestra tenga, más rápido aprende el algoritmo y más fino va a ser.</p> <p>Al final un algoritmo sea más fino cuanto más lo entrenas y más lo entrenas con la muestra.</p>	<p><i>Persona 2:</i> IA aplicaciones son un punto más en la selección, no deberían substituir el factor humano.</p> <p>Se entrenan los algoritmos con una muestra genérica, pero el algoritmo tiene que ser entrenado también con muestras propias de las empresas porque será más fino entonces.</p> <p>En un ejemplo se había olvidado poner personas de color en la muestra, y por eso los resultados salían descuadrados.</p> <p>Si no se mete una variable o se desarrolla una nueva, el algoritmo deja de funcionar.</p> <p>Siempre hay que seguir entrenando y alimentando un algoritmo.</p> <p>Muchas empresas usan como aplicación la de las huellas digitales para reducir grandes volúmenes de datos.</p> <p><i>Persona 3:</i> Los variables que se incluyen en un algoritmo deben ser cuestionados.</p> <p>En departamentos de RR HH se deberían usar modelos simples con una lógica que se puede explicar fácilmente.</p> <p>Los algoritmos también deberían ser probados mejor antes de salir al mercado.</p>
--	--	---

	<p>Hay un ejemplo de un algoritmo que hemos desarrollado para una empresa estadounidense, y luego salía todo descuadrado. Después se daba cuenta de que a nadie le había ocurrido poner personas de color. En el momento que no metes una variable, el algoritmo deja de funcionar porque nunca lo tenía en cuenta, pues tiene que volver a reaprender.</p> <p>Hay que tener una base de algoritmo con la que lo alimentas, y cuando lo quieres hacer adecuado para tu empresa, más muestra tiene que ser de tus candidatos.</p> <p>Nosotros decimos a las empresas que es un punto adicional y que nunca debería sustituir el factor humano. Debe apoyarles y funcionar como una herramienta más. También le decimos que deben tener en cuenta de que el algoritmo es fiable en tanto y cuanto hayamos metido todos variables, y que puede funcionar un rato hasta que hay una variable nueva que tenemos que incluir. Los clientes lo tienen muy en cuenta que siempre hay que seguir alimentando y entrenando el algoritmo.</p> <p>Una aplicación de IA que usan muchas empresas es la de las huellas digitales. Con el nombre y la firma que autoriza entramos en todas redes sociales y después damos un informe a la empresa. Este incluye el grado de sociabilidad, el número de contactos, el nivel de socialización y las aficiones personales. Las empresas que usan aplicaciones de IA lo hacen para ser más eficientes porque tienen volúmenes de candidatos muy grandes.</p>	
--	---	--

	<p><i>Persona 3:</i> Los factores de los que dependen los algoritmos deben ser cuestionados. Los factores que determinan lo que el modelo capta (variables), incluso las variables proxy necesitan ser cuestionados.</p> <p>El aprendizaje automático y el aprendizaje profundo no son fáciles de explicar, no se puede seguir la lógica fácilmente.</p> <p>Para algoritmos en los departamentos de RR HH es importante tener modelos más simples porque no se puede ver fácilmente por qué el algoritmo te dio esa decisión. Un problema es que la IA que sale al mercado no puede ser probada con calidad, un análisis de impacto profundo tomaría años en realizarse. Pero más rápido no siempre es mejor, más rápido generalmente lleva a más discriminación.</p>	
<p>Evitación de perpetuación de discriminación mientras IA</p>	<p><i>Persona 1:</i> La discriminación de un algoritmo depende de estos factores: los datos, el código, los objetivos que los humanos tienen que negociar y la interpretación que hacen los humanos. Una falacia sería eliminar el género variable del algoritmo para eliminar la discriminación. Porque hay las llamadas variables sustitutivas (Proxy variables) que se refieren indirectamente al género.</p> <p>Un paso para eliminar la discriminación es tener equipos diversos de desarrolladores: los programadores de código deben ser grupos diversos. Las mujeres en la industria tecnológica pueden indicar discriminación si se pasa por alto.</p> <p>Otro punto importante es la cooperación de los informáticos con los científicos sociales, esto puede evitar la discriminación de antemano. También necesitamos</p>	<p><i>Persona 1:</i> La discriminación depende de los siguientes factores: los datos, el código, los objetivos y la interpretación.</p> <p>Como hay variables sustitutivas que se refieren indirectamente al género, no sería una solución eliminar la variable de género.</p> <p>Para eliminar la discriminación es importante tener equipos diversos de desarrolladores.</p> <p>Otro punto es la cooperación entre informáticos y científicos sociales y entre diferentes sectores.</p>

	<p>una conciencia de las estructuras de poder en la sociedad y debemos estar atentos al desarrollo y uso de las aplicaciones de la IA. Lo que entendemos por justo y no discriminatorio debe ser negociado.</p> <p>Una medida concreta, por ejemplo, es la cuota de mujeres, que puede servir de muleta para establecer la igualdad de derechos a posteriori. Otra medida es la elaboración de códigos de ética para las empresas.</p> <p>Otro factor importante en la elaboración de IA no discriminatorias es el intercambio de información entre disciplinas y sectores.</p> <p>La posibilidad de los sistemas algorítmicos es que prefiltren las aplicaciones y se concentren en lo esencial, liberándolos así de los estereotipos. Para ello, sin embargo, primero hay que comprobar la validez científica de las suposiciones. Por ejemplo, no existe una base científica para la interpretación de los rasgos faciales.</p> <p><i>Persona 2:</i> Tenemos que trabajar mucho en la cultura como un país, ya que la tecnología es el futuro. Hay que acercar a la población con este tema, como por ejemplo a través de fines de semana para mujeres o niñas en las que se hacen campamentos tecnológicos. En los equipos de desarrollo, es muy importante la diversidad. Los programadores tienen que tener en cuenta lo que se quiere conseguir con un algoritmo. Si hay más diversidad, esto es mucho más fácil.</p> <p><i>Persona 3:</i> No hay una solución única que sea suficiente. Un enfoque es facilitar a las jóvenes el acceso a la informática y hacer que se interesen por el tema.</p>	<p>Además, se necesita una conciencia del tema y definir lo que entendemos como sociedad entre procesos de selección justos.</p> <p>Medidas concretas son la cuota de mujeres y la elaboración de códigos de ética para empresas.</p> <p><i>Persona 2:</i> Hay que trabajar en la cultura que también mujeres tengan acceso al sector de informática.</p> <p>También es muy importante la diversidad en los equipos de desarrolladores.</p> <p><i>Persona 3:</i> No hay única solución que sea suficiente.</p> <p>Un enfoque es facilitar a las jóvenes el acceso a la informática.</p> <p>No deberíamos tener cuotas de mujeres, pero cuotas de antecedentes.</p> <p>También se tiene que trabajar en la cultura de la empresa y aumentar la conciencia para falibilidad de algoritmos, aquí también puede servir un sistema regulador.</p>
--	--	--

	<p>Tenemos que trabajar en la política de educación.</p> <p>No deberíamos tener cuotas en términos de tener una cierta cantidad de mujeres contratadas en su equipo, sino más bien cuotas de antecedentes que den a las personas con antecedentes no técnicos oportunidades en la informática.</p> <p>También la cultura de la empresa debe ser revisada. Es importante que las compañías se pregunten cuán seguros o precisos son estos modelos. Pero por el momento, no existe un sistema regulador para hacer cumplir un proceso de certificación antes.</p> <p>Google sigue un enfoque innovador con diversos paneles de entrevistadores.</p> <p>Las medidas no necesariamente tienen que ver con algoritmos, sino con cómo las compañías los instituyen.</p> <p>Necesitamos diferentes ángulos para abordar el problema.</p>	
--	---	--