

La contextualización de los algoritmos: inteligencia artificial, aprendizaje automático y competencias de los empleados*

SABINE PFEIFFER*

RESUMEN

La importancia de la inteligencia artificial y del aprendizaje automático en los negocios se está incrementando. Sin embargo, no está nada claro que la población empleada posea actualmente suficientes competencias del tipo de las que las empresas necesitan para obtener los beneficios potenciales de esta nueva tecnología. Este artículo identifica competencias que son relevantes para la implantación de la inteligencia artificial e indaga en la existencia de estas competencias en el mercado de trabajo. El análisis parte de una encuesta representativa realizada en Alemania y se centra en áreas de negocio en las que la aplicación de inteligencia artificial adquiere actualmente especial relevancia: el mantenimiento predictivo y el trabajo de consultoría administrativa.

1. ALGORITMOS Y TRABAJO

La inteligencia artificial y el aprendizaje automático (IA/AA)¹ son cada vez más relevantes

* Título original: "Contextualizing algorithms: Artificial intelligence, machine learning, and employee competencies". Traducción: Arturo Lahera Sánchez.

* Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg (Alemania) (sabine.pfeiffer@fau.de).

¹ Artificial Intelligence (AI) y Machine Learning (ML).

para todos los aspectos del mundo del trabajo e influirán muy probablemente en todas aquellas dimensiones que se están discutiendo, como la "digitalización" o la "Industria 4.0". Sus implicaciones son enormes puesto que la IA/AA está preparada para introducirse incluso en tipos de actividades dominadas por el trabajo humano, como la conducción autónoma, hasta hace poco consideradas imposibles para las máquinas.

Sin basarse sólidamente en datos, los discursos actuales sobre la relación entre estas tecnologías y la organización del trabajo presentan normalmente a los empleados² como espectadores pasivos de los procesos por los que nuevas formas de digitalización transforman sus entornos productivos. Por ejemplo, la mayoría de las predicciones cuantitativas (Dengler y Matthes, 2015; Helmrich *et al.*, 2016; Frey y Osborne, 2017) operan bajo la suposición de que la digitalización es una especie de fuerza imparable y autónoma en los negocios, que puede impactar en la fuerza de trabajo pero que no depende de esta. Manteniendo esa idea de los trabajadores como objetos pasivos en esta gran transformación del mundo del trabajo, la principal preocupación del discurso gira en torno a cómo los derechos laborales pueden acabar siendo sacrificados como resultado de

² Nota del traductor: la utilización de las palabras "empleados" y "trabajadores" en este texto se refiere a ambos sexos.

la intrusión de las nuevas tecnologías en la autonomía de los empleados, de un incremento de los mecanismos de control sobre la fuerza de trabajo en el entorno de producción o de nuevas formas de discriminación.

Este artículo, por el contrario, está motivado por la pregunta de si es necesario –y, en tal caso, por qué– un rol activo de los trabajadores para implantar exitosamente la IA/AA. Los gerentes de las empresas se centran demasiado a menudo en las barreras a la implementación de la IA/AA y, en este contexto, en los déficits de la fuerza de trabajo disponible. El siguiente análisis propone una manera de pensar totalmente distinta utilizando para ello una encuesta sobre las potenciales contribuciones que los empleados pueden hacer para una implantación exitosa de la IA/AA, centrada específicamente en las competencias que pueden necesitar. El artículo enfoca la atención en el uso práctico de la IA/AA en el mundo del trabajo, no desde la perspectiva de la amortización del trabajo humano, sino más bien atendiendo a la pregunta sobre cómo la IA/AA puede diseñarse e implantarse en las empresas y qué potencial tienen los empleados para ayudar a sus compañías a lograr sus objetivos. Con base en este análisis, se argumentará que las empresas extraerán beneficios de concebir a sus trabajadores no como espectadores pasivos de la implantación de la IA/AA, sino como potenciales colaboradores activos en su instalación. Para ello se examinarán áreas específicas de aplicación que, en primer lugar, se consideran especialmente abiertas a las innovadoras soluciones de la IA/AA y, en segundo lugar, que estén dirigidas hacia procesos que requieren un conocimiento especializado o una comunicación con interlocutores humanos. En ocasiones, esas áreas se han considerado impermeables a la automatización debido a su dependencia respecto al conocimiento experto basado en la experiencia de trabajadores altamente especializados, de consultores o de profesionales del servicio al cliente. En concreto, se van a comparar y contrastar las competencias de los empleados o trabajadores y sus potencialidades en: (1) un ambiente *material* dominado por la máquina, utilizando para ello el ejemplo del mantenimiento predictivo³

³ Nota del traductor: El mantenimiento predictivo utiliza herramientas y técnicas de análisis de datos para detectar anomalías en el funcionamiento y posibles defectos en los equipos y procesos, de modo que puedan solucionarse antes de que sobrevenga el fallo (<https://www.iberdrola.com/innovacion/mantenimiento-predictivo>).

en los campos de la producción, la fabricación y la infraestructura de procesos; (2) un ambiente *inmaterial*, de carácter administrativo e intensivo en comunicación, en las áreas de los recursos humanos y la organización de la empresa, así como en el servicio al cliente en el sector bancario y de los seguros.

En estos campos, las aplicaciones de IA/AA se están hoy día abriendo paso en las prácticas organizativas de las empresas. Por ejemplo, cobra presencia un conjunto variado de aproximaciones a los sistemas de mantenimiento inteligente en las soluciones de Industria 4.0 (García *et al.*, 2020), en las tecnologías de procesos (como en el suministro energético; Dolesky, 2020) y en la instalación de infraestructuras (Timofeev y Denisov, 2020). En lo referido a la gestión de recursos humanos y la organización empresarial, las aplicaciones van desde el reclutamiento (Tallgauer, Festing y Fleischman, 2020) y las consultas resueltas por ‘chatbots’, hasta la predicción del *burnout* (Lemmer *et al.*, 2019) o de la rotación de personal (Zhao *et al.*, 2019). En los contextos del sector bancario y de los seguros, el intenso trabajo de respuesta a las consultas de los clientes está sustentado en ‘paneles cognitivos’ (*cognitive dashboards*), en los que se identifica a los clientes insatisfechos por un análisis facial o de sus sentimientos, y se usan ‘robots asistentes’ (RoboAdvisors) para obtener asesoramiento respecto a inversiones complejas (Zacherl, Peters y Weber, 2019). La industria de los seguros también hace uso de servicios de asistencia digital (Elert, 2019) o sistemas de alerta temprana para supervisar la fidelidad de los clientes (Reich y Blodau, 2019).

El análisis empírico de este artículo comienza en su segundo epígrafe, con una cuantificación de las actividades de los empleados o trabajadores en las áreas ya mencionadas, utilizando las categorías estandarizadas de la *Encuesta de Empleo BIBB/BAuA*⁴ alemana de 2018. El análisis seguirá con una evaluación del potencial, en cada una de las áreas de empleo, de una implementación razonable de la IA/AA. Convencionalmente, se asume que los trabajadores o empleados necesitan únicamente competencias de carácter puramente técnico en ciencia de datos (*data science*), de manera que

⁴ *BIBB/BAuA Employment Survey 2018*: Bundesinstitut für Berufsbildung (Instituto Federal para la Formación y Educación Profesional)/Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (Instituto Federal para la Seguridad y Salud Ocupacional).

los estudios sobre la implantación de la IA/AA se centran en la intensa demanda de competencias vinculadas a la ciencia de datos. Por ejemplo, en una revisión de anuncios de empleos se encontró que las empresas necesitan fundamentalmente cualificaciones técnicas y experiencia con bases de datos NoSQL y con *software* para ingeniería (Debortoli, Müller y Brocke, 2014). Un análisis más reciente ha mostrado que los empleadores buscan científicos de datos con experiencia en aplicaciones R, Python, SQL, Java, Hadoop SAS, MapReduce y SPSS (Zschech *et al.*, 2018).

Sin embargo, el análisis que presentamos a continuación parte de un enfoque diferente. Se suele asumir que una implantación robusta y productiva de la IA/AA en las empresas requiere más competencias (y más diversas) que las que se encuentran exclusivamente en los departamentos TIC (*tecnologías de la información*). De forma destacada, también se necesitan competencias relevantes en materia de IA/AA en aquellas divisiones corporativas cuyos procesos de trabajo van a transformarse digitalmente. Esto ha ido ocurriendo en las cuatro fases de los procesos de implementación identificados por Ng y Schoo (2018: 2–18): preparación de datos, selección de algoritmos, optimización de parámetros y, finalmente, la derivación, evaluación y validación de los modelos. En esas cuatro fases se requieren conocimientos de tecnologías de la información y de estadística compleja (*competencia en IA*), pero también un conocimiento experto y cualitativo del área de negocio en el que se aplica la IA/AA (*competencia contextual*, sobre el contexto productivo del proceso de trabajo). Más aún, ambas competencias siguen siendo significativas bastante después de la implementación inicial del proceso de digitalización, como consecuencia del cambio constante en el ambiente general del negocio, así como también por el aprendizaje continuo que requieren los algoritmos, que necesitan constantemente una recontextualización y la realización de pruebas sobre la plausibilidad de los resultados de la IA/AA. Posteriormente, utilizando datos empíricos recientemente publicados, se explorará si, y hasta qué punto, los empleados ya poseen esas competencias. En la tercera parte del artículo se muestra el potencial de algunos grupos de empleados para desarrollar e implantar la IA/AA, cuantificado en términos de ‘competencia en IA’ y ‘competencia contextual’ a su disposición.

Estas evaluaciones se basan en cálculos realizados a partir de los datos recogidos en la encuesta alemana *BIBB/BAuA Employment Survey* de 2018, una encuesta representativa a nivel nacional, que se realiza desde 1979 cada seis años a trabajadores en Alemania y que incluye preguntas sobre el trabajo, las carreras profesionales y las cualificaciones. Esta encuesta es única respecto a otras similares realizadas a nivel internacional por el nivel de detalle que proporciona sobre las actividades de un puesto de trabajo específico, lo que la convierte en especialmente útil para investigar los progresos de la digitalización. La muestra incluye a personas empleadas y residentes en Alemania entre 15 y 64 años, que no estén estudiando o formándose, y que trabajen al menos 10 horas a la semana en puestos retribuidos (Rohrbach-Schmidt y Hall, 2020)⁵. La oleada más reciente incluyó 20.012 personas entrevistadas. Los resultados de este análisis se recogen en la cuarta parte del artículo, donde también se planteará la cuestión sobre cómo las competencias de la población trabajadora impactan en el entorno para la implantación de la IA/AA. Los límites de la IA, así como el potencial específico de la población activa adolecen con frecuencia de una escasa comprensión, especialmente a nivel de la gestión empresarial.

2. LA CUANTIFICACIÓN DE LOS CONTEXTOS DE IA/AA: MANTENIMIENTO PREDICTIVO Y TRABAJO ADMINISTRATIVO INTENSIVO EN CONSULTORÍA

Con la aparición de nuevas tecnologías, también llamadas inteligentes o autónomas, como el aprendizaje automático (*machine learning*), la división del trabajo entre humanos y máquinas vuelve a marcar un debate recurrente sobre cómo el avance de estas tecnologías afectará al trabajo humano y al empleo (Brynjolfsson y Mitchell, 2017; Brödner, 2018; Webb, 2020). En la mayoría de los casos, los trabajadores o empleados son vistos como un problema y no como un recurso para lograr que la aplicación de tecnologías de IA/AA sea eficiente y tenga

⁵ Los cálculos se realizaron utilizando el fichero científico de datos de la *BIBB/BAuA Employment Survey of the Working Population on Qualification and Working Conditions in Germany 2018* (DOI10.7803/501.18.1.1.10), versión 1.0, lanzado el 13 de febrero de 2020.

sentido empresarial. Incluso enfoques trazados desde una perspectiva más sociotécnica, que considera las influencias de los intercambios mutuos entre los factores sociales y tecnológicos, infravaloran la complejidad de los contextos organizativos, por mucho que enfatizan la necesidad de integrar la organización en los conceptos para diseñar la tecnología (Eason, 1989; Mumford, 2006; Baxter y Sommerville, 2011). Por lo general, no se tienen en cuenta las capacidades de los empleados para manejar los contextos organizativos y darles forma constantemente, siendo por sistema despreciadas como un recurso relevante en los entornos de la IA/AA.

El papel de los humanos se ve reducido a menudo a una ayuda para que la IA se ponga en funcionamiento. Por ejemplo, Olivotti *et al.* (2018) proponen lazos de retroalimentación para integrar el conocimiento y la experiencia de los constructores de la máquina, de los proveedores de componentes y de los operadores de la máquina; mientras que Kamar (2016) o Cai *et al.* (2019) definen un flujo de trabajo en el que los sistemas de IA piden a los empleados que verifiquen o corrijan sus resultados. Mientras que la mayoría de los enfoques buscan explotar las fortalezas de los humanos como un medio para reducir posteriormente su implicación en el proceso, algunos autores también les atribuyen un papel más perdurable: Amershi *et al.* (2014) recomienda incorporar a esos profesionales no solo en las primeras fases de la migración hacia la IA o de la formación en aprendizaje automático, sino que también divisa, a largo plazo, un papel para los humanos en la aplicación de los sistemas de IA. Ideas similares las podemos encontrar en conceptos como una 'IA colaborativa' (Koch y Oulasvirta, 2018), una 'IA responsable' (Schiff *et al.*, 2020) o 'sistemas de inteligencia híbrida' (Dellermann *et al.*, 2019).

Independientemente de si el papel de los humanos solo se utiliza en la fase inicial o es considerado necesario a largo plazo, es fundamental preguntarse qué competencias puede el trabajo humano aportar a esos procesos. Esta pregunta no puede ser respondida al nivel de conceptos de diseño abstractos. Lo que se requiere, por el contrario, es observar los contextos concretos en los que se utiliza la IA y, si es posible, las prácticas empresariales de los procesos de digitalización.

Dos áreas se han convertido recientemente en ejemplos particularmente interesantes de las aplicaciones empresariales en IA/AA: 1) el mantenimiento predictivo, y 2) la automatización de decisiones en el área del trabajo administrativo intensivo en consultoría que se lleva a cabo en los departamentos de recursos humanos y en la comercialización de productos bancarios y de seguros. A continuación, se mostrará cómo, a partir de los datos disponibles en la encuesta analizada, se puede obtener y categorizar estadísticamente a los empleados de estas áreas específicamente afectadas por la IA/AA. Para ello, las categorías que describen las profesiones deben complementarse con datos sobre sus niveles de cualificación y sobre las actividades en sus puestos de trabajo.

2.1. El contexto del mantenimiento predictivo

El primer paso para la categorización consiste en la selección de profesiones específicas. Se pueden extraer de los datos dos grupos de profesionales estrechamente asociados con el contexto del mantenimiento predictivo, cada uno de ellos incluyendo siete ocupaciones especificadas al nivel de 3 dígitos de granularidad en la encuesta (a este nivel, se pueden captar diferencias relevantes en la organización interna de la fuerza de trabajo). Esos niveles abarcan detalladamente grupos desde los más generales (1) hasta los más específicos (5) en la Clasificación de Ocupaciones de la Oficina Federal del Trabajo⁶ alemana desde 2012 (Paulus y Matthes, 2013). El primer grupo ocupacional comprende ocupaciones de metalurgia y de electricidad (sistemas mecánicos y eléctricos/automoción), que se encuentran predominantemente en el sector fabril: fabricación de metales (categoría laboral 241), metalurgia (242), técnicos industriales y mecánicos (251), fabricación de vehículos/aeroespacial/astilleros (252), automatización y mecatrónica (261), técnicos eléctricos (233) y planificación y control técnico de la producción (273), con un total de 1.677 casos. El segundo grupo ocupacional (procesos/infraestructuras) comprende ocupaciones más relacionadas con el mantenimiento

⁶ Klassifikation der Berufe (KldB) der Bundesagentur für Arbeit.

de edificios, de infraestructuras y de instalaciones a gran escala: técnicos para abastecimiento de energía (262), mantenimiento de edificios, fontanería, instalaciones higiénicas, calefacción y aire acondicionado (342), gestión de servicios de residuos (343), procesos químicos (413), así como infraestructuras de vigilancia, de mantenimiento y de transporte (512), junto a vigilancia y control del transporte (515), suponiendo un total de 837 casos.

En un segundo paso, la muestra se reduce a partir de las actividades laborales específicas de los empleados establecidas en la encuesta BIBB/BAuA. En ambos grupos solo se incluyen aquellas personas “frecuentemente” implicadas

en actividades relacionadas con “la vigilancia y el control de máquinas, fábricas o instalaciones, etc.” (F305), y en “reparación, mantenimiento”, pero que “nunca” estén personalmente involucrados en “la fabricación y producción de bienes o mercancías” (F303). El tercer paso implica una selección por el nivel de cualificación en el puesto de trabajo. Dado que el mantenimiento de plantas complejas requiere habitualmente un perfil de cualificación en el nivel de formación profesional inicial y/o avanzada, y como solo se han incluido empleados que estaban personalmente implicados en el mantenimiento (en vez de solo en la planificación, por ejemplo), los casos se redujeron a aquellas personas que cumplían ese requisito de cualificación profesio-

CUADRO 1

MUESTRA DEL ESTUDIO: CARACTERÍSTICAS SOCIODEMOGRÁFICAS, NIVEL DE DIGITALIZACIÓN DEL CENTRO DE TRABAJO, COMPETENCIAS EN IA Y COMPETENCIAS CONTEXTUALES

	Muestras									
	Sexo			Edad			Experiencia en el puesto (años)			
	N	Hombres (%)	Mujeres (%)	N	Media	σ	N	Media	σ	
PM_MA	138	97,80	2,20	135	43,36	10,854	126	12,02	9,815	
PM_PI	127	94,50	5,50	123	45,76	12,164	120	14,08	11,152	
CW_PO	392	36,00	64,00	386	46,57	10,238	370	9,89	8,265	
CW_BI	310	48,40	51,60	300	47,12	9,755	236	13,14	9,455	
BIBB/BAuA	20.012	50,34	49,66	19.523	46,83	11,044	17.439	10,56	9,465	
Muestra total										
	Digitalización en el centro de trabajo									
	Trabajo con ordenador				Trabajo con Internet/correo electrónico					
	N	A menudo (%)	A veces (%)	Nunca (%)	N	A menudo (%)	A veces (%)	Nunca (%)		
PM_MA	138	74,60	21,00	4,30	132	67,40	22,70	9,80		
PM_PI	127	60,60	20,50	18,90	103	57,30	37,90	4,90		
CW_PO	392	98,20	1,50	,30	391	95,10	3,80	1,00		
CW_BI	310	99,70	,30	,00	310	94,50	4,80	,60		
BIBB/BAuA	20.009	77,14	11,88	10,98	17.813	75,19	16,10	8,72		
Muestra total										
	Competencias en IA y competencias contextuales									
	Competencias en IA/AA				Competencias contextuales (Índice Capacidad Trabajo)					
	N	Básicas (%)	Altas (%)	Ninguna (%)	N	Media	σ	AV>0.5 N	AV>0.5 %	
PM_MA	106	10,60	3,30	86,20	126	0,71	0,222	114	90,48	
PM_PI	94	10,70	5,40	83,90	111	0,65	0,206	91	81,98	
CW_PO	299	17,40	2,70	79,90	359	0,67	0,180	310	86,35	
CW_BI	220	19,20	2,50	78,30	272	0,70	0,165	247	90,81	
BIBB/BAuA	18.768	10,65	3,97	85,37	17.339	0,58	0,271	13.001	74,98	
Muestra total										

Fuente: Elaboración propia a partir de la BIBB/BAuA Employment Survey of the Working Population on Qualification and Working Conditions in Germany 2018.

nal (F400), con nivel de trabajador cualificado o especialista; no se incluyó a ninguna persona que indicara una cualificación por debajo de ese nivel de formación profesional o con nivel de un grado universitario o posgrado.

A partir de la delimitación de estos tres factores, el grupo de empleados más relevantes para el mantenimiento preventivo incorporados en nuestra muestra de la encuesta de BIBB/BAuA comprende 138 casos en el área de sistemas mecánicos y eléctricos/automoción (a partir de ahora PM_MA) y 127 casos en el área de procesos/infraestructura (PM_PI). Ambos grupos son predominantemente masculinos (97,8 por ciento en PM_MA y 94,5 por ciento en PM_PI). Respectivamente, tienen una edad media de 43,4 años (MA; $\sigma=10,85$) y de 45,8 (PI; $\sigma=12,20$), habiendo estado empleados en sus puestos actuales durante una media de 12,2 años (MA; $\sigma=9,82$) y de 14 años (PI; $\sigma=9,89$). Y ambos también están significativamente más masculinizados, son ligeramente más jóvenes y tienen algunos más años de experiencia que la media de los empleados en Alemania (véase el cuadro 1).

2.2. El contexto del trabajo administrativo intensivo en consultoría

Repitiendo la estrategia empleada más arriba, los casos en el contexto del trabajo administrativo intensivo en consultoría se seleccionaron inicialmente con base en las categorías profesionales al nivel de 3 dígitos de la Clasificación de Ocupaciones de la Oficina Federal del Trabajo alemana desde 2010. Los casos seleccionados incluyen las ocupaciones de servicios internos empresariales de recursos humanos (categoría 715, N=231), organización y estrategias de negocio (713, N=996), así como las ocupaciones directamente relacionadas con los clientes en los servicios financieros y seguros (721, N=537). Para el segundo paso de precisión de la muestra por actividades, se asume que las personas que indican una implicación "frecuente" en la actividad de "asesoramiento e información" (F314) requieren un conocimiento importante del contexto del proceso.

El tercer paso de categorización consiste en la selección por el nivel de cualificaciones educativas formales, selección para este contexto de trabajo que vuelve a seguir la regla de incluir solo a los empleados en puestos de trabajo que requieren algún nivel de formación profesional, pero no un grado universitario. Esta decisión se sustenta en dos justificaciones. Primero, la habitual creencia de que las actividades de estos empleados están más estandarizadas que las que requieren un grado universitario, lo que podría significar que podrían ser más fácilmente reemplazables con automatización basada en la IA/AA. En segundo lugar, cabe asumir que los empleados en este nivel tienen actualmente todavía un contacto más directo con los clientes y, por tanto, se encuentran más próximos al contexto de trabajo de estas actividades productivas.

Este proceso de precisión ha resultado en 392 casos de empleados en tareas administrativas intensivas en consultoría pertenecientes al área de "personal/administración" (a partir de ahora CW_PO). El área de "banca/seguros" (CW_BI) comprende 310 casos. Como era de esperar, estos grupos incluyen más mujeres: 64 por ciento en CW, y 51,6 por ciento en BI. Respectivamente, los empleados tienen 46,6 años (CW; $\sigma=10,85$) y 47,1 años (BI; $\sigma=9,76$). Con una media de años de experiencia en su actual puesto de trabajo de 9,9 años (CW; $\sigma=8,27$) y 13,1 años (BI; $\sigma=9,45$), han estado ocupados en esos puestos algo menos tiempo que los empleados en tareas de mantenimiento predictivo. Ambos grupos de empleados en el ámbito del trabajo administrativo intensivo en consultoría incluyen más mujeres, pero comparativamente de una edad similar a la del resto de empleados en Alemania (cuadro 1), aunque aquellos que trabajan en banca y seguros tienen más experiencia en sus actuales puestos de trabajo que la media de Alemania.

Esta estrategia de categorización estadística aclara la situación en relación con el tamaño relativo del grupo de empleados que son potencialmente relevantes para la implantación de la IA/AA en las dos áreas estudiadas: mantenimiento predictivo y trabajo administrativo intensivo en consultoría. Podemos ahora investigar hasta qué punto todos estos individuos poseen actualmente competencias relevantes en IA/AA.

3. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SU CONTEXTO: ¿LAS COMPETENCIAS DE LOS EMPLEADOS COMO PUENTE O COMO BARRERA?

Lo primero que habría que saber sobre todos estos empleados es qué competencias necesitan para utilizar la IA/AA y la relación de esas competencias con el grado de digitalización del centro de trabajo. Los datos disponibles para responder a esta pregunta no son perfectos. Como ocurre con otras bases de datos masivas, la cobertura del entorno de trabajo digital que hace la encuesta BIBB/BAuA se queda sustancialmente por debajo del actual estado y sofisticación de las aplicaciones de *software*, de las herramientas y dispositivos que se emplean en los centros de producción. Para ambos grupos y sus contextos, la digitalización solo puede ser cuantificada a un nivel muy bajo de granularidad: mientras que el 77,1 por ciento de todos los empleados de Alemania responden que trabajan con equipos informáticos “frecuentemente”, cerca de la totalidad (> 98 por ciento) de los empleados en el contexto de trabajo de consultoría (CW) señalan que trabajan “predominantemente” con ese tipo de equipos. Son menos los empleados en tareas de mantenimiento predictivo (PM) que declaran trabajar con esos equipos informáticos “predominantemente” –el 74,6 por ciento y el 60,6 por ciento en los dos subgrupos observados, respectivamente– y el 18,9 por ciento de los empleados en el área de PM-PI (mantenimiento predictivo en procesos/infraestructuras) afirman no trabajar todavía “nunca” con ordenadores o computadoras informáticas. Esto no significa, sin embargo, que los procesos de trabajo de estos grupos estén menos digitalizados, como muestran sus respuestas a las preguntas referidas al uso de internet y del correo electrónico (cuadro 1). Solo el 4,9 por ciento del grupo PM-PI indica que “nunca” utiliza esas dos herramientas. Obviamente, no es el “ordenador/computadora” la pieza crucial aquí, sino probablemente otros dispositivos móviles sobre los que la encuesta desafortunadamente no pregunta. Por estas razones, una evaluación de las competencias existentes en IA entre los empleados no puede obtenerse teniendo en cuenta únicamente el grado de digitalización.

Es posible obtener información sobre las competencias existentes con la encuesta BIBB/BAuA

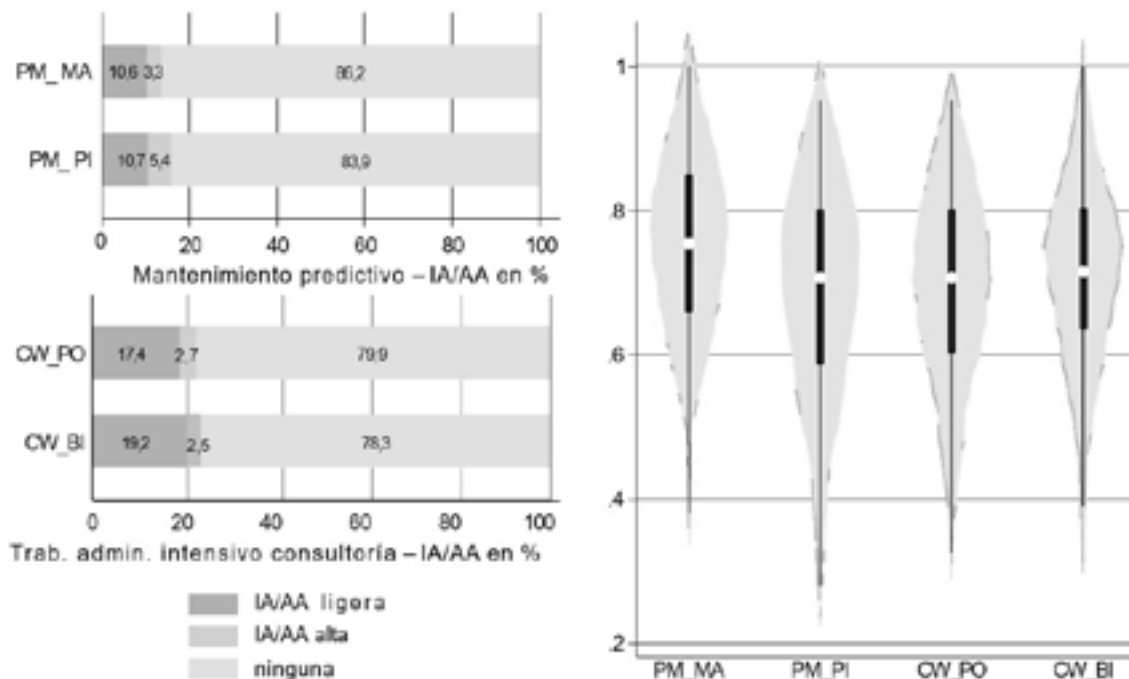
examinando los indicadores que profundizan en los requisitos específicos de los puestos de trabajo. Es por ello por lo que, de manera deliberada, el siguiente análisis empírico no se centra en el conocimiento adquirido a través de la educación formal, sino en los conocimientos y las competencias “vivas o experimentadas”, como, por ejemplo, aquellas competencias que los empleados necesitan y utilizan constantemente en su actual puesto de trabajo. Según la tesis que aquí se defiende, quienes cuentan con esas competencias experienciales relevantes para la IA/AA deberían ser formados con relativa facilidad en una comprensión más profunda del uso e implantación de la propia IA/AA.

Como se señaló más arriba, para ningún tipo de empleo de esas áreas de actividad, los datos sobre el uso de equipos informáticos son suficientes a la hora de dar cumplida respuesta a la pregunta central: ¿qué potencial poseen actualmente los empleados para implementar significativamente aplicaciones de IA/AA y asegurar su productividad a largo plazo? De manera más específica, ¿son las competencias contextuales y las competencias en IA que poseen ahora los empleados suficientes para implantar con éxito la IA/AA? Responder esta pregunta exige considerar las siguientes dos dimensiones competenciales:

- Primero, los empleados que pueden combinar un conocimiento sofisticado en tecnologías de la información (TIC) con una comprensión profunda de matemáticas y estadística son especialmente importantes para la aplicación de la IA/AA. Se les puede preparar para su formación en ciencia de datos (*data science*) sin mucho esfuerzo y aportan un caudal de conocimientos aplicados necesarios para las aplicaciones, por ejemplo, un conocimiento apreciable para la formulación de algoritmos. Con el fin de capturar el potencial que los empleados tienen para comprender y tratar con las tecnologías basadas en IA/AA, se han combinado varios indicadores de requisitos del puesto de trabajo y de su actividad en la encuesta BIBB/BAuA (3.1).
- Segundo, se observaron los contextos de aplicación y se tuvo en cuenta su importancia. Las actuales aplicaciones

GRÁFICO 1

COMPETENCIAS EN IA/AA Y CONTEXTO (CAPACIDAD DE TRABAJO)
(PORCENTAJE)



Fuente: Elaboración propia a partir de la BIBB/BAuA Employment Survey of the Working Population on Qualification and Working Conditions in Germany 2018.

de IA/AA alcanzan rápidamente sus límites cuando los procesos de trabajo se ven afectados por cambios, por la complejidad y por la imprevisibilidad, como ocurre con frecuencia. En esos contextos, el uso significativo de la IA/AA requiere su contextualización por empleados experimentados (tanto en la fase de implantación como de aplicación permanente). Los empleados experimentados en estos contextos –precisamente porque están constantemente tratando con el cambio, la complejidad y la imprevisibilidad– ofrecen este potencial indispensable. El segundo paso de nuestro análisis (3.2) muestra el grado en el que este potencial está ya presente entre los empleados de las cuatro áreas de IA/AA objeto de estudio en este artículo.

3.1. Competencia en IA: experiencia con estadística y programación

El análisis de competencias toma como punto de partida la pregunta específica sobre el número de empleados que ya ponen en práctica actualmente en sus puestos de trabajo competencias que facilitarían su formación en IA/AA. Para responder a esta pregunta, se ha seguido una estrategia de categorización que incorpora indicadores de la actividad en el puesto de trabajo en las áreas del manejo de datos, del conocimiento estadístico y de la destreza con tecnologías de la información. Basándonos en las categorías de la encuesta BIBB/BAuA, la competencia en IA/AA se considera que está presente cuando los empleados en su actual puesto de trabajo cumplen las siguientes condiciones:

- 1) "recopilan, indagan y documentan información" (F313) "frecuentemente",
- 2) necesitan no solo un conocimiento básico, sino también un conocimiento especializado en las áreas de "matemáticas, cálculos especializados, estadísticas" (F403_4),
- 3) precisan un conocimiento "especializado" en aplicaciones para ordenadores personales (F403_06), y
- 4) por último, no utilizan meramente aplicaciones de tecnologías de la información, sino que se les exige que posean un conocimiento sofisticado sobre cómo manipular los entornos de las tecnologías de la información (F324), por ejemplo, mediante la programación o la administración de sistemas informáticos.

Si los empleados cumplen las cuatro condiciones, entonces constituyen una reserva viva de cualificaciones y conocimiento que pueden facilitar la introducción de las aplicaciones de la IA/AA. Se puede asumir, por tanto, que disponen de una "competencia especializada en IA/AA". Los empleados que cumplen las tres primeras condiciones, pero no la cuarta, todavía tienen un potencial relevante en las áreas del manejo de datos y de la estadística, y solo necesitarían ser formados en elementos más sofisticados de los contextos de la tecnología de información. Este grupo puede considerarse como poseedor de una "competencia básica en IA/AA". Para aquellos empleados que indican que solo necesitan un conocimiento básico o ningún conocimiento para desempeñar su puesto de trabajo en al menos uno de los puntos 1 a 3, se asume con cierta precaución que carecen de competencia alguna en IA/AA. Esto no significa, sin embargo, que no pueden también obtener una competencia básica o especializada en IA/AA. De hecho, no se puede afirmar que los empleados que han sido clasificados como poseedores de una competencia básica o especializada en IA/AA hayan obtenido ya realmente un conocimiento específico en esta materia. Más bien implica una evaluación cuantitativa de las competencias existentes que facilitarían mucho la adquisición de un conocimiento y una comprensión específicos de la IA/AA. Desde una perspectiva empre-

serial y gerencial, merece la pena el esfuerzo de identificar a los empleados con ese potencial.

Este método de categorizar a los trabajadores en Alemania muestra que casi el 4 por ciento de todos los empleados ya cuentan con una competencia especializada en IA/AA, mientras que un 10,7 por ciento adicional posee una competencia básica (cuadro 1). Aproximadamente el 14,6 por ciento de los empleados utiliza activamente formas de conocimiento y de cualificaciones en su trabajo diario que son necesarias para la comprensión de los fundamentos de la IA/AA y, por tanto, para obtener una destreza profunda en ellas. No es un mal punto de partida para una tecnología que todavía es escasa en la práctica.

Actualmente, la aplicación de la IA/AA a nivel de la empresa se está promoviendo con intensidad en un pequeño número de contextos de trabajo, incluyendo los investigados aquí. El análisis que se presenta aquí ofrece una imagen mixta sobre el potencial de una implantación exitosa en cada uno de los contextos de trabajo observados. En términos de competencias, la posición de partida de los empleados en cada uno de esos contextos es en algunos casos mejor, y en algunos casos peor, que la media del conjunto de empleados alemanes. El nivel más alto de competencias básicas en IA/AA se encuentra en la banca y los seguros (CW_BI): el 19,2 por ciento de los empleados ya poseen las competencias necesarias en el área de matemáticas/estadística y en el uso de las aplicaciones tecnológicas correspondientes. Llama, sin embargo, la atención que solo el 2,1 por ciento de esos empleados estén cualificados en tecnologías de la información por encima o más allá del uso de esas aplicaciones. Esto no es solo una proporción más baja respecto a otros contextos considerados en esta investigación, sino también respecto a la media general en Alemania. Una división similar se observa en el contexto de la gestión de recursos humanos y de la organización de la empresa. También aquí una proporción elevada (17,4 por ciento) de competencia básica en IA/AA se empareja con una proporción por debajo de la media (2,7 por ciento) de competencia especializada en IA/AA. Por tanto, existe un déficit de conocimiento amplio en tecnologías de la información en estos dos contextos del trabajo administrativo intensivo en consultoría.

En los dos contextos de trabajo de mantenimiento preventivo, este patrón se invierte. Comparando los cuatro contextos de trabajo incluidos en este análisis, la mayor proporción de competencia especializada en IA/AA se alcanza, con un 5,4 por ciento, en el grupo de empleados en procesos/infraestructuras (PM_PI); el 10,7 por ciento de estos empleados posee una competencia básica en IA/AA. Este patrón se repite en el contexto de PM_MA (mantenimiento predictivo/metallurgia-electricidad y automoción): mientras que el 10,6 por ciento de los empleados cuenta con una competencia básica en IA/AA, solo el 3,3 por ciento la posee especializada –ligeramente por debajo de la media global en Alemania, pero algo más alta que la que arrojan los otros dos contextos de trabajo administrativo intensivo en consultoría.

3.2. Competencia contextual: cambio, complejidad e imprevisibilidad

Teniendo en cuenta el estado tecnológico actual de los sistemas de IA/AA, debe asumirse que sus resultados tienen un valor bastante limitado cuando operan en contextos caracterizados por cambios rápidos, complejidad e imprevisibilidad. Las prognosis y decisiones basadas en estos sistemas requieren su recontextualización por parte de los empleados para que puedan ser productivos y robustos, en vez de intrascendentes, irrelevantes o incluso potencialmente dañinos. Los empleados que ya están acostumbrados a afrontar el cambio, la complejidad y la imprevisibilidad a diario están familiarizados exactamente con aquellos aspectos del contexto de trabajo que son generalmente los más problemáticos para los algoritmos de IA/AA: la diferenciación entre errores de medición y valores atípicos correctamente medidos. Los empleados que habitan contextos complejos y diversos poseen una competencia especial para la contextualización de los algoritmos y el aprendizaje a partir de conjuntos de datos. Específicamente, su competencia no se sustenta solo en la capacidad de pronosticar basándose en su experiencia pasada, sino también en su habilidad para reaccionar con inteligencia a situaciones desconocidas.

La articulación de este tipo de cualificaciones puede observarse bien utilizando la encuesta BIBB/BAuA o nuestro Índice de Capacidad de Trabajo (*Laboring Capacity Index*) para cuantificar los requisitos de contextualización de puestos de trabajo específicos. Este índice, ampliamente aceptado y utilizado con frecuencia, se basa en décadas de investigación cualitativa sobre el trabajo humano y ha sido validado en múltiples ocasiones (Pfeiffer, 2018a). El Índice de Capacidad de Trabajo, generado a partir de 17 indicadores de actividad⁷, muestra la amplitud con la que hay que gestionar el cambio, la complejidad y la imprevisibilidad en lugares de trabajo específicos. No es solo un buen indicador de los límites de la IA/AA en los centros de trabajo, sino también del potencial de los empleados para ayudar a configurar estas tecnologías mediante una aplicación sensata. Un valor elevado del índice indica tanto una gran necesidad de recontextualización de los algoritmos que han de utilizarse en el proceso de producción, como la existencia de competencias en esas áreas por parte de los empleados para hacer exactamente eso. El valor medio del Índice de Capacidad de Trabajo para todos los empleados en Alemania es de 0,58 ($\sigma = 0,271$; $N = 17.339$). En general, el 75 por ciento del conjunto de empleados en Alemania muestra un valor por encima de la media en este índice, lo que significa que una clara mayoría de ellos se enfrenta frecuentemente con el cambio, la complejidad y la imprevisibilidad en sus puestos de trabajo. O, formulándolo de otra manera, la mayoría de los trabajadores y trabajadoras alemanes ya “gestionan” o “dominan” su contexto de trabajo. El Índice de Capacidad de Trabajo se interpreta aquí como la competencia de los empleados para contextualizar la IA/AA en áreas concretas de aplicación. Al mismo tiempo, indica la magnitud en la que esas áreas de trabajo necesitan ser contextualizadas.

En comparación con la totalidad de los empleados alemanes, los valores del Índice para

⁷ Véase Pfeiffer, 2018b para conocer los detalles sobre cómo se construye el Índice de Capacidad de Trabajo (*Laboring Capacity Index*). Incluye los tres índices parciales de ‘imprevisibilidad situada’, ‘complejidad estructural’ y ‘complejidad situada’. La necesidad de un periodo más amplio de formación se considera un multiplicador. El análisis factorial (Pfeiffer, 2018a) para probar la validez de este constructo a partir de 18 indicadores para construir el índice mostró que uno de los indicadores presentaba una carga factorial especialmente baja y una muy baja comunalidad. Por esa razón, este factor no se ha vuelto a incluir en los cálculos más recientes del índice.

los empleados en los contextos de trabajo aquí estudiados se asocian con requerimientos superiores a la media para la gestión del cambio, la complejidad y la imprevisibilidad. Los empleados en el sector del mantenimiento preventivo en sistemas mecánicos y eléctricos-automoción (PM_MA) alcanzan el valor más alto (0,71). Los otros tres grupos de empleados (entre los cuatro contextos de trabajo analizados aquí) también obtienen valores por encima de la media: CW_BI (trabajo administrativo en banca y seguros) aparece justo detrás, con 0,70, seguido por PM_PI (mantenimiento predictivo en procesos/infraestructuras) y CW_PO (consultoría en personal/administración), con 0,65 y 0,67, respectivamente (como se aprecia en el cuadro y en el gráfico).

4. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN CONTEXTO: EL TRABAJO HUMANO TIENE POTENCIAL

En lo que respecta a la medición y el análisis de datos en los negocios, la convención ampliamente aceptada ha dictado: “si importa, ¡mídelo!” (Singleton-Green, 1993). La mayoría de quienes trabajan con datos masivos (*big data* o *macrodatos*) e IA/AA ven el problema de la misma manera. El problema fundamental estriba en que no siempre podemos saber qué es importante, y mucho menos, qué será importante en el futuro, bajo qué circunstancias y para quién. El hecho de que cada cuantificación sea solo una abstracción de algún aspecto del mundo —una pieza de una realidad mucho más compleja— se olvida a menudo cuando enfocamos nuestra atención en la recolección y el análisis de datos. Nunca sabemos exactamente cómo se relaciona un dato a nuestra disposición con lo que se supone que representa en el mundo real. Si olvidamos esto, podríamos invertir de arriba a abajo el lema de Singleton-Green: “lo medimos, luego ¡es importante!”.

Ya a mediados de la década de 1980, la comunidad científica de la Inteligencia Artificial había empezado a discutir cuatro asuntos que mantienen su relevancia en la actualidad: primero, unas expectativas exageradas respecto a la IA; segundo, la idea gerencial de que la IA puede trasladarse rápidamente a los procesos productivos; tercero, que se necesita más

investigación científica y epistemológica en IA, en lugar de más y más novedosas aplicaciones; y, finalmente, que es casi imposible encontrar personal universitario para realizar esa investigación porque las grandes corporaciones, las *start-ups* y los inversores de riesgo les ofrecen perspectivas de empleo mucho más atractivas (McDermott *et al.*, 1985). Algunas cosas han cambiado desde entonces. Por ejemplo, ya no seguimos hablando de “sistemas expertos” (*expert systems*) o del lenguaje de programación LISP. Otros asuntos, en cambio, suenan asombrosamente contemporáneos. Hoy como ayer, se ha difundido la noción de que la IA/AA es relativamente fácil de usar, pero impresionantemente potente.

Sin embargo, en la actualidad aumentan sin límites la capacidad de computación y la existencia de enormes bases de datos, que van desde macrodatos, pasando por almacenes de datos (*data warehouses* o repositorios de datos estructurados) hasta llegar a *data lakes* (repositorios masivos de datos no estructurados o no jerarquizados). Todo ello eleva las expectativas de emergencia de nuevos modelos de negocio. Las gerencias empresariales esperan a menudo que se generará un exitoso avance, de manera más o menos automática, mediante la combinación de datos masivos con algún tipo de algoritmo de IA/AA. Esa expectativa se observa hoy día en muchas empresas de Alemania y del resto del mundo.

Sin embargo, se subestima constantemente el problema de la calidad de los datos. Los datos están disponibles en una variedad de formatos, están estructurados en grados diversos, pueden ser dinámicos o estáticos, pueden estar generados por los propios procesos de producción (por ejemplo, derivados de procesos administrativos ya existentes) o generados por una indagación empírica específicamente orientada. Y esto es solo el comienzo de todas las variables problemáticas que pueden aparecer. Sorprendentemente, en la mayoría de las empresas apenas se plantean cuestiones de importancia trascendental para comprender los datos, como los niveles de medición o los patrones de dispersión. La comunidad de la IA debate vivamente si los enfoques algorítmicos han provocado que el viejo asunto en los modelos estadísticos sobre la correlación versus la causalidad haya quedado obsoleto (Breiman, 2001; Anderson, 2008). Lo que se olvida al res-

pecto es que ambos enfoques son iguales en un punto crucial: uno y otro proporcionan pistas sobre “posibles” correlaciones que podrían no ser identificadas empleando otras formas de observación. También se olvida que la proliferación de (posiblemente irrelevantes) variables incrementa asimismo el riesgo de una proliferación de predicciones incorrectas (Ng y Soo, 2018: 5). Que estas correlaciones existan o no y cuáles son los mecanismos subyacentes que las accionan a nivel micro son cuestiones que ningún conjunto de datos (independientemente de su amplitud), ningún algoritmo (independientemente de su potencia) y ninguna predicción (independientemente de su precisión) pueden responder. Respuestas a este tipo de preguntas solo pueden encontrarse fuera de los datos, en sus contextos específicos; a pesar de ello, escondidas ahí, aguardan respuestas significativas y quizás incluso nuevos modelos de negocio sostenibles. Aun así, es importante tener presente que el riesgo de la falacia ecológica cobra enorme fuerza en el mundo de la IA/AA. Las consecuencias de la falacia ecológica pueden ser insignificantes en predicciones sobre un comportamiento individual de compra, pero la falacia ecológica puede conducir a errores serios y consecuencias económicamente desastrosas cuando afecta a líneas de producción, a cadenas logísticas, a infraestructuras de procesos o a decisiones médicas sobre la vida o la muerte. Cualquier persona que interactúa profesionalmente con la IA/AA conoce estos problemas, a pesar de que aquellos implicados en el uso directo de herramientas de IA/AA, tal como se practica en muchas empresas actualmente, no son a menudo conscientes de las muchas limitaciones a las que se enfrentan.

El objetivo del análisis descrito en este artículo consistía en investigar empíricamente las potencialidades existentes para la implantación de la IA/AA en las empresas, específicamente en lo relacionado con las competencias de los empleados. La principal barrera que la empresas perciben es la muy clamada escasez de expertos en programación de algoritmos o de científicos de datos que construyan conjuntos de datos capaces de “aprender”. Sin embargo, este sería solo uno de los requisitos para el capital humano. Los datos presentados en este artículo muestran que las competencias que podrían ser útiles o incluso necesarias para un uso productivo y sólido de la IA/AA probablemente ya se hallan de alguna manera en

posesión de los empleados “normales”. En este análisis, se han diferenciado áreas de competencias en los contextos del mantenimiento productivo y el trabajo administrativo intensivo en consultoría.

Primero, para el desarrollo de un conocimiento experto en IA/AA, existe hoy en día una base de competencias útiles entre los empleados que ya necesitan regularmente un conocimiento especializado en sus puestos de trabajo para manejar las aplicaciones de IA/AA, incluyendo conocimientos en matemáticas, estadística o manipulación de entornos de tecnologías de información. Estos individuos están familiarizados con los límites inherentes del reconocimiento de patrones basados en datos y con el cálculo de probabilidades, de forma que, con esta experiencia previa, pueden ser formados con más facilidad (respecto a otros empleados) para convertirse en expertos en IA/AA. Como se ha mostrado empíricamente en este artículo, se pueden encontrar muchos empleados con esas competencias en contextos de centros de trabajo en los que la IA/AA se está convirtiendo actualmente en una realidad. Más aún, los empleados que ya precisan un conocimiento “básico”, pero necesario, para comprender la IA/AA (incluyendo un conocimiento práctico de matemáticas, estadística y conocimiento de tecnologías de información más allá del uso simple de aplicaciones), y que están también familiarizados con el contexto productivo en que se aplican, pueden ser formados también como expertos, aunque con algo más de esfuerzo. Podrían ser capaces de desarrollar aplicaciones significativas y ejecutables de IA/AA más rápidamente que, por ejemplo, graduados recientes en TIC sin conocimiento de estadística o sin experiencia práctica en el contexto de negocio en el que va a aplicarse la IA/AA.

Segundo, los resultados del análisis muestran que los contextos del mantenimiento predictivo y del trabajo administrativo de consultoría son más complejos, más cambiantes e impredecibles de lo que se asume habitualmente. Aunque esto no supone un nuevo hallazgo, continúa ignorándose a menudo en la práctica empresarial. Gerencias y desarrolladores de TIC, en particular, tienden a subestimar la complejidad, a pesar de que el análisis realizado empleando el Índice de Capacidad de Trabajo demuestra que los empleados en los contextos estudiados se enfrentan regularmente con estos

imponderables. Si se quiere que las aplicaciones de IA/AA se usen decidida y rentablemente en estos contextos, las limitaciones inherentes de la propia IA/AA deben compensarse recurriendo a los trabajadores que no solo conocen el contexto de aplicación, sino que también tienen experiencia en gestionar con éxito situaciones imprevistas. Nuestro análisis muestra que los empleados asumen este potencial en las áreas estudiadas, y lo hacen a un nivel más elevado que la media de todos los empleados en Alemania. Y puesto que las empresas y sus negocios son complejos en todo el mundo y los requerimientos de un conocimiento contextual para el mantenimiento y para el trabajo cualificado de oficina son probablemente similares en cualquier lugar, es razonable esperar que estos resultados obtenidos para Alemania sean extrapolables a otros países dentro y fuera de Europa.

Ahora bien, mientras que las gerencias empresariales reduzcan el valor de la IA simplemente a nuevas formas de control de los trabajadores —en línea con Kellog, Valentine y Christin, 2020—, no se hará realidad el potencial humano para un uso efectivo y significativo de la IA y aumentará la probabilidad de una resistencia justificada por parte de los trabajadores (“algoactivismo”, según esos autores). El éxito de las aplicaciones de IA no reside únicamente en el algoritmo por sí solo: “el valor de la IA no va a estar donde todo el mundo supone que está: en el algoritmo (...). Su ventaja competitiva tendría que sustentarse en la calidad de los datos con los que se ejercita, en la forma en que el algoritmo es ejercitado y en la facilidad de uso del sistema resultante” (Ren, 2019: 18).

Todo esto requiere, sin embargo, ante todo, y primeramente, el conocimiento contextual de los empleados. Los datos que se han presentado en este artículo prueban que este es el caso en gran medida. Queda ahora en manos de los profesionales de las empresas reconocer el rol organizativo del factor humano en ellas, así como incluirles sistemáticamente en los correspondientes procesos participativos de diseño e introducción de la IA/AA.

Como conclusión, este análisis evidencia que los empleados o trabajadores, el factor humano, poseen, sin duda alguna, un potencial tangible y medible para asegurar lo que hemos denominado una “competencia en IA” y una “competencia contextual”. Por ello, las geren-

cias empresariales deberían abandonar la tendencia todavía predominante a concentrarse en los déficits de competencias de la fuerza de trabajo cuando planifican la implantación de la IA/AA. Harían bien en incorporar a sus trabajadores y trabajadoras en sus procesos de implementación de cuatro maneras: a) comprendiendo y tomándose en serio los límites y retos asociados con la IA/AA; b) identificando a sus empleados con competencias en IA/AA; y, consecuentemente, c) construyendo sobre ellas una formación avanzada; finalmente, d) incorporando en una fase temprana y de forma sistemática al factor humano con un elevado conocimiento contextual de los equipos y procesos para la implantación de la IA/AA. Estas recomendaciones pueden considerarse una perogrullada, pero, en demasiadas ocasiones, se obvian en la práctica empresarial.

BIBLIOGRAFÍA

AMERSHI, S., ÇAKMAK, M., KNOX, W. B. y KULESZA, T. (2014). Power to the people: The role of humans in interactive machine learning. *AI Magazine*, 35(4), pp. 105–120.

ANDERSON, C. (2008). The end of theory: The data deluge makes the scientific method obsolete. *Wired*, 23 de junio de 2008. <https://www.wired.com/2008/06/pb-theory/> (accedido 04/08/19).

BAXTER, G. y SOMMERVILLE, I. (2011). Socio-technical systems: From design methods to systems engineering. *Interacting with computers*, 23(1), pp. 4–17.

BREIMAN, L. (2001). Statistical modeling: The two cultures. *Statistical Science*, 16(3), pp. 199–231.

BRÖDNER, P. (2018). “Super-intelligent” machine: Technological exuberance or the road to subjection. *AI & Society*, 33(3), pp. 335–346.

BRYNJOLFSSON, E. y MITCHELL, T. (2017). What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, 358(6370), pp. 1530–1534.

CAI, C. J., REIF, E., HEGDE, N. et al. (2019). Human-centered tools for coping with imperfect algorithms during medical decision-making. *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–14.

DEBORTOLI, S., MÜLLER, O. y BROCKE, J. VON (2014). Vergleich von Kompetenzanforderungen an Business-Intelligence- und Big-Data-Spezialisten. *Wirtschaftsinformatik*, 56(5), pp. 315–328.

DELLERMANN, D., CALMA, A., LIPUSCH, N. et al. (2019). The future of human-AI collaboration: A taxonomy of design knowledge for hybrid intelligence systems. *Hawaii International Conference on System Sciences-HICSS*. Hawaii (enero).

DENGLER, K. y MATTHES, B. (2015). *Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt. Substituierbarkeitspotenziale von Berufen in Deutschland*. Nürnberg: IAB.

DOLESKI, O. D. (2020). Energieversorgungsunternehmen neu denken: Utility 4.0. En: O. DOLESKI (Ed.), *Realisierung Utility 4.0 Band 1: Praxis der digitalen Energiewirtschaft von den Grundlagen bis zur Verteilung im Smart Grid* (pp. 3–62). Wiesbaden: Springer Fachmedien.

EASON, K. D. (1989). *Information technology and organisational change*. Londres: Taylor & Francis.

ELERT, F. (2019). Digitalisierung des Geschäftsmodells Versicherung – Potenziale von digitalen Assistance-Dienstleistungen. En: M. REICH y C. ZERRES (Eds.), *Handbuch Versicherungsmarketing* (pp. 219–241). Berlin: Springer.

FREY, C. B. y OSBORNE, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological Forecasting and Social Change*, 114, pp. 254–280.

GARCIA, E., COSTA, A., PALANCA, J. et al. (2020). Requirements for an intelligent maintenance system for Industry 4.0. En: T. BORANGIU, D. TRENTESAUX, P. LEITÄU, GIRET-BOGGINO y V. BOTTI (Eds.), *Service oriented, holonic and*

multi-agent manufacturing systems for industry of the future (pp. 340–351). Cham: Springer Nature Switzerland.

HELMRICH, R., TIEMANN, M., TROLTSCH, K. et al. (2016). *Digitalisierung der Arbeitslandschaften. Keine Polarisierung der Arbeitswelt, aber beschleunigter Strukturwandel und Arbeitsplatzwechsel*. Bonn: Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB).

KAMAR, E. (2016). Directions in hybrid intelligence: Complementing AI systems with human intelligence. En: G. BREWKA (Ed.), *Proceedings of the twenty-fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence-IJCAI-16* (pp. 4070–4073). Palo Alto: AAAI Press.

KELLOGG, K. C., VALENTINE, M. A. y CHRISTIN, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, 14(1), pp. 366–410.

KOCH, J. y OULASVIRTA, A. (2018). Group cognition and collaborative AI. En: J. ZHOU y F. CHEN (Eds.), *Human and machine learning* (pp. 293–312). Cham: Springer Nature Switzerland.

LEMMER, S., SCHLERETH, T., ESER, A. y KLUSSMANN, S. (2019). Wie die Digitalisierung HR und AI von Antipoden zu Partnern macht. *Digitale Welt*, 3(3), pp. 46–55.

MCDERMOTT, D., WALDROP, M. M., SCHANK et al. (1985). The dark ages of AI: A panel discussion at AAAI-84. *AI Magazine*, 6(3), pp. 122–134.

MUMFORD, E. (2006). The story of socio-technical design: Reflections on its successes, failures and potential. *Information Systems Journal*, 16(4), pp. 317–342.

NG, A. y SOO, K. (2018). *Data science – was ist das eigentlich?! Algorithmen des maschinellen Lernens verständlich erklärt*. Berlin: Springer.

OLIVOTTI, D., PASSLICK, J., AXIONOW, A. et al. (2018). Combining machine learning and domain experience: A hybrid-learning monitor approach for industrial machines. En: G. SATZGER, L. PATRICIO, M. ZAKI, N. KÜHL y P. HOTTUM (Eds.),

Exploring service science (pp. 261–273). Cham: Springer Nature Switzerland.

PAULUS, W. y MATTHES, B. (2013). *The German classification of occupations 2010 – Structure, coding and conversion table*. Núremberg: IAB.

PFEIFFER, S. (2018a). Die Quantifizierung von Nicht-Routine. Zur ökologischen Validierung des Arbeitsvermögen-Index – und einem anderen Blick auf das Ersetzungspotenzial von Produktionsarbeit. *Arbeit – Zeitschrift für Arbeitsforschung, Arbeitsgestaltung und Arbeitspolitik*, 27(3), pp. 213–237.

PFEIFFER, S. (2018b). The 'Future of Employment' on the shop floor: Why production jobs are less susceptible to computerization than assumed. *International Journal for Research in Vocational Education and Training (IJRVET)*, 5(3), pp. 208–215.

REICH, M. y BLODAU, T. (2019). Frühwarnung im Kundenbindungsmanagement von Versicherungen. En: M. REICH y C. ZERRES (Eds.), *Handbuch Versicherungsmarketing* (pp. 627–645). Berlin: Springer.

REN, M. (2019). Why technology adoption succeeds or fails: An exploration from the perspective of intra-organizational legitimacy. *The Journal of Chinese Sociology*, 6(1), pp. 1–26.

ROHRBACH-SCHMIDT, D. y HALL, A. (2020). *BIBB/BAuA-Erwerbstätigenbefragung 2018*. Bonn: Bundesinstitut für Berufsbildung.

SCHIFF, D., RAKOVA, B., AYESH, A. *et al.* (2020). Principles to practices for responsible AI: Closing the gap. *arXiv:2006.04707 [cs.CY]*. <http://arxiv.org/abs/2006.04707>

SINGLETON-GREEN, B. (1993). If it matters, measure it! *Accountancy*, 111(5), pp. 52–53.

TALLGAUER, M., FESTING, M. y FLEISCHMANN, F. (2020). Big data in recruiting. En: T. VERHOEVEN (Ed.), *Digitalisierung im Recruiting: Wie sich Recruiting durch künstliche Intelligenz, Algorithmen und Bots verändert* (pp. 25–39). Wiesbaden: Springer Fachmedien.

TIMOFEEV, A. V. y DENISOV, V. M. (2020). Machine learning based predictive maintenance of infrastructure facilities in the cryolithozone. En: E. PRICOP, J. FATTAHI, N. DUTTA y N. IBRAHIM (Eds.), *Recent developments on industrial control systems resilience* (pp. 49–74). Cham: Springer Nature Switzerland.

WEBB, M. (2020). The impact of artificial intelligence on the labor market. *Social Science Research Network*. <https://papers.ssrn.com/abstract=3482150>

ZACHERL, V., PETERS, A. y WEBER, S. (2019). *Einsatzfelder künstlicher Intelligenz in der Finanzdienstleistung*. Ratisbona: Universität Regensburg.

ZHAO, Y., HRYNIEWICKI, M.K., CHENG, F. *et al.* (2019). Employee turnover prediction with machine learning: A reliable approach. En: K. ARAI, S. KAPOOR y R. BATHIA (Eds.), *Intelligent systems and applications* (pp. 737–758). Cham: Springer Nature Switzerland.

ZSCHECH, P., FLEISSNER, V., BAUMGÄRTEL, N. y HILBERT, A. (2018). Data science skills and enabling enterprise systems. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 55(1), pp. 163–181.