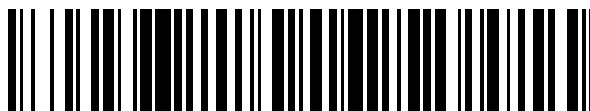


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 947 174**

51 Int. Cl.:

G06V 10/46 (2012.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G06V 10/82 (2012.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **19.03.2020** **PCT/EP2020/057646**

87 Fecha y número de publicación internacional: **24.09.2020** **WO20188042**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **19.03.2020** **E 20713265 (5)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **08.03.2023** **EP 3942465**

54 Título: **Sistema industrializado para el reconocimiento de granos de arroz y procedimiento del mismo**

30 Prioridad:

19.03.2019 CH 3412019

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:
02.08.2023

73 Titular/es:

BÜHLER AG (100.0%)
Gupfenstrasse 5
9240 Uzwil, CH

72 Inventor/es:

TREBOUX, JÉRÔME;
MAYORAZ, CALIXTE;
GENOUD, DOMINIQUE;
GRAEBER, MATTHIAS y
LARSEN, SARA

74 Agente/Representante:

DEL VALLE VALIENTE, Sonia

ES 2 947 174 T3

Aviso: En el plazo de nueve meses a contar desde la fecha de publicación en el Boletín Europeo de Patentes, de la mención de concesión de la patente europea, cualquier persona podrá oponerse ante la Oficina Europea de Patentes a la patente concedida. La oposición deberá formularse por escrito y estar motivada; sólo se considerará como formulada una vez que se haya realizado el pago de la tasa de oposición (art. 99.1 del Convenio sobre Concesión de Patentes Europeas).

DESCRIPCIÓN

Sistema industrializado para el reconocimiento de granos de arroz y procedimiento del mismo

5 **Campo de la invención**

La presente invención se refiere al campo de los sistemas industrializados para el arroz y otro reconocimiento y clasificación de granos. En particular, a clasificación óptica y dispositivo de clasificación optimizado para clasificar arroz deteriorado u otras semillas.

10 **Antecedentes de la invención**

El reconocimiento y clasificación óptica de granos es un campo técnico importante en la producción industrial de arroz que plantea muchos desafíos técnicos. Por otro lado, la importancia del arroz como alimento básico no puede sobreestimarse. El arroz es el cultivo alimenticio más importante del mundo en desarrollo y el alimento básico de más de la mitad de la población mundial, por lo tanto, el arroz es el cultivo de alimento humano más importante en el mundo, alimentando directamente más personas que cualquier otro cultivo. En 2012, casi la mitad de la población mundial - más de 3 mil millones de personas - se basaron en arroz cada día. También es el alimento básico a través del Asia donde vive alrededor de la mitad de la población mundial y está siendo cada vez más importante en África y Latinoamérica. El arroz también ha alimentado más personas durante un tiempo más largo que el de cualquier otro cultivo. Es una espectacularidad diversa, tanto en la forma en que se cultiva y cómo es utilizada por los seres humanos. El arroz es único porque puede crecer en entornos húmedos que otros cultivos no pueden sobrevivir. Tales entornos húmedos son abundantes en Asia. La domesticación del arroz se clasifica como uno de los desarrollos más importantes en la historia y ahora miles de variedades de arroz se cultivan en cada continente excepto la Antártida.

El arroz se produce en una amplia gama de lugares y bajo una variedad de condiciones climáticas, de las áreas más húmedas de la tierra a los desiertos más secos. Se produce a lo largo de la Costa de Arakan en Myanmar, donde la temporada de crecimiento registra un promedio de más de 5.100 mm de lluvia, y en Oasis de Al Hasa en Arabia Saudita, donde la lluvia anual es inferior a 100 mm. En el Sind Superior en Pakistán, la temporada de arroz media 33 °C; en Otaru, Japón, la temperatura media para la temporada de crecimiento es de 17 °C. El cultivo se produce a nivel del mar en planicies costeras y en regiones de delta a lo largo de Asia, y a una altura de 2.600 m en las laderas de las montañas de Nepal. El arroz también se cultiva bajo una amplia gama de radiación solar, que varía del 25 % de potencial durante la estación principal de arroz en partes de Myanmar, Tailandia y el estado de Assam en la India hasta aproximadamente el 95 % de potencial en el sur de Egipto y Sudán. El arroz ocupa una porción extraordinariamente alta del área plantada total en el Sur, Sureste y Este de Asia. Esta área está sujeta a un ciclo de estacional húmedo y seco alternativo y también contiene muchos de los principales ríos del mundo, cada uno con su propio y vasto delta. Aquí, se inundan anualmente enormes áreas agrícolas planas y bajas, durante y después de la temporada de lluvias. Solo dos principales cultivos alimenticios, arroz y taro (malanga), se adaptan fácilmente a la producción en estas condiciones de suelo saturado y altas temperaturas.

Dos especies de arroz son cereales importantes para la nutrición humana: *Oryza sativa*, cultivada en todo el mundo y *O. glaberrima*, que crece en partes de África Occidental. Estas dos especies de cultivo conocidas solo como plantas cultivadas pertenecen a un género que incluye aproximadamente 25 otras especies, aunque la taxonomía aún es una cuestión de investigación y debate. Se cree que *Oryza* se haya originado hace aproximadamente 14 millones de años en Malasia. Desde entonces, ha evolucionado, se ha diversificado y dispersado, y especies silvestres de *Oryza* están ahora distribuidas por todos los trópicos. Sus genomas se pueden clasificar en 11 grupos marcados con AA a LL, y la mayoría de las especies pueden agruparse en cuatro complejos de especies estrechamente relacionadas en dos secciones principales del género. Justo dos especies, ambas diploides, no tienen parientes cercanos y se colocan en sus propias secciones del género: *O. australiensis* y *O. brachyantha*.

Durante todo el crecimiento, el arroz pasa por una serie de procedimientos antes de alcanzar finalmente el consumidor final. Su producción se puede dividir generalmente en las siguientes etapas: Selección de semillas, preparación de tierra, establecimiento de cultivos, administración del agua, administración de nutrientes, salud del cultivo, cosecha y poscosecha. La semilla es un producto vivo que debe cultivarse, cosecharse y procesarse correctamente para realizar el potencial de rendimiento de cualquier variedad de arroz. Una semilla de buena calidad puede aumentar los rendimientos en 5-20 %. El uso de buena semilla conduce a tasas de siembra más bajas, una mayor emergencia de cultivos, una resiembra reducida, posición de las plantas más uniforme y un crecimiento temprano más vigoroso de los cultivos. El crecimiento vigoroso en las etapas tempranas reduce los problemas de maleza y aumenta la resistencia de los cultivos a plagas, insectos y enfermedades. Todos estos factores contribuyen a rendimientos más altos y granjas de arroz más productivas. Una buena semilla es pura (de la variedad elegida), completa y uniforme en tamaño, viable (más del 80 % de germinación con buen vigor de las plántulas), y libre de semillas de maleza, semillas enfermas, patógenos, insectos u otras materias. La elección de semillas de una variedad adecuada de arroz que se ajuste a su entorno se cultivará y asegurará que la semilla elegida de esa variedad sea de la calidad más alta posible es la primera etapa esencial en la producción de arroz. Para la preparación de la tierra, antes de que se pueda plantar el arroz, el suelo debe estar en la mejor condición física para el crecimiento del cultivo y la superficie del suelo estar nivelada. La preparación de la tierra implica arar y rastrillar para 'labrar' o cavar, mezclar y nivelar el suelo. La labranza permite

plantar las semillas a la profundidad correcta y también ayuda con el control de malezas. Los agricultores pueden labrar la tierra ellos mismos usando azadones y otros equipos o pueden ser asistidos por animales de tiro, como búfalos, o tractores y otra maquinaria. A continuación, la tierra se nivela para reducir la cantidad de agua desperdiciada por bolsas desiguales de agua demasiado profunda o suelo expuesto. Una nivelación de la tierra eficaz permite que las plántulas se establezcan más fácilmente, reduce la cantidad de esfuerzo requerido para administrar el cultivo, y aumenta tanto la calidad de grano como los rendimientos. Para el establecimiento del cultivo, las dos prácticas principales para establecer plantas de arroz son el trasplante y la siembra directa. El trasplante es la técnica de establecimiento de plantas más popular en Asia. Las plántulas pregerminadas se transfieren de un lecho de semillas al campo húmedo. Esto requiere menos semillas y es un procedimiento eficaz para controlar las malezas pero requiere más mano de obra. Las plántulas pueden trasplantarse por máquina o mano. La siembra directa implica el esparcimiento de semillas secas o semillas y plántulas pregerminadas a mano o plantadas por máquina. En ecosistemas de secano y de aguas profundas, la semilla seca se esparce manualmente sobre la superficie del suelo y se incorpora mediante arado o rastra mientras el suelo aún está seco. En áreas irrigadas, la semilla normalmente se pregermina antes de esparcirse. Con respecto al uso y la gestión de agua, el arroz cultivado es extremadamente sensible a la escasez de agua. Para garantizar suficiente agua, la mayoría de los productores de arroz intentan mantener las condiciones de inundación en sus campos. Esto es especialmente verdadero para el arroz de tierras bajas. Una buena gestión del agua en el arroz de tierras bajas se centra en las prácticas que conservan el agua al tiempo que se garantiza suficiente agua para el cultivo. En entornos de secano, cuando es posible que no se disponga de cantidades óptimas de agua para la producción de arroz, se dispone de un conjunto de opciones para ayudar a los agricultores a hacer frente a diferentes grados y formas de escasez de agua. Esto incluye una buena preparación de la tierra y actividades previas a la siembra, seguidas de técnicas como cultivo de suelo saturado, humedecimiento y secado alternativos, lechos elevados, mantillo y el uso de arroz aeróbico que puede hacer frente a condiciones más secas. Con respecto a la gestión de nutrientes, en cada etapa de crecimiento, la planta de arroz tiene necesidades de nutrientes específicas. Esto hace que el manejo de nutrientes sea un aspecto crítico del cultivo de arroz. Las propiedades únicas de los suelos inundados hacen que el arroz sea diferente de cualquier otro cultivo. Debido a la inundación prolongada en los campos de arroz, los agricultores pueden conservar la materia orgánica de la tierra y también recibir la entrada libre de nitrógeno de las fuentes biológicas, lo que significa que necesitan poco o ningún fertilizante de nitrógeno para retener los rendimientos. Sin embargo, los agricultores pueden adaptar la gestión de nutrientes a las condiciones específicas de su campo para aumentar los rendimientos. Con respecto a la salud del cultivo, la planta de arroz tiene una amplia gama de “enemigos” en el campo. Estos incluyen roedores, insectos nocivos, virus, enfermedades y malezas. Los agricultores manejan las malezas a través del manejo del agua y la preparación de la tierra, deshierbando a mano y, en algunos casos, aplicando herbicidas. Comprender las interacciones entre las plagas, los enemigos naturales, las plantas huésped, otros organismos y el medio ambiente permite a los agricultores determinar qué manejo de plagas puede ser necesario, si es que lo es. Evitar las condiciones que permiten que las plagas se adapten y prosperen en un ecosistema en particular ayuda a identificar los eslabones débiles en el ciclo de vida de las plagas y, por lo tanto, qué factores se pueden manipular para manejarlos. Retener los ecosistemas naturales de manera que los depredadores, los enemigos naturales y enfermedades de las plagas se mantengan en abundancia también puede ayudar a mantener bajo el número de plagas.

Con respecto a la cosecha, la misma consiste en el procedimiento de recolectar la cosecha de arroz maduro del campo. Dependiendo de la variedad, un cultivo de arroz generalmente alcanza la madurez a alrededor de 105-150 días después del establecimiento del cultivo. Las actividades de cosecha incluyen cortar, apilar, manipular, trillar, limpiar y transportar. Buenos procedimientos de cosecha ayudan a maximizar el rendimiento del grano y minimizar el daño y el deterioro al grano. La cosecha puede realizarse manual o mecánicamente: (i) La cosecha manual es común en toda Asia. Implica cortar la cosecha de arroz con herramientas manuales simples como hoces y cuchillos. La cosecha manual es muy eficaz cuando un cultivo se ha atascado o caído, sin embargo, requiere mucha mano de obra. La cosecha manual requiere de 40 a 80 horas por hectárea y se necesita mano de obra adicional para recolectar y transportar manualmente el cultivo cosechado; (ii) La cosecha mecánica usando segadoras o cosechadoras es la otra opción, pero no tan común debido a la disponibilidad y costo de la maquinaria. Después del corte, el arroz debe ser trillado para separar el grano del tallo y limpiarlo. Estos procedimientos también se pueden realizar a mano o a máquina.

Después de la cosecha, el grano de arroz experimenta una serie de procedimientos dependiendo de cómo se usará. Estos incluyen secado, almacenamiento, molienda, procesamiento y empaque, todo antes de que se entreguen a los mercados para la venta. El secado es el proceso que reduce el contenido de humedad del grano a un nivel seguro para el almacenamiento. Esta es la operación más crítica después de la cosecha de un cultivo de arroz. Los retrasos en el secado, el secado incompleto o el secado ineficaz reducirán la calidad del grano y provocarán pérdidas. El almacenamiento del grano se realiza para reducir la pérdida de granos por causa del clima, la humedad, los roedores, las aves, los insectos y los microorganismos. Por lo general, el arroz debe almacenarse en forma de arroz con cáscara en lugar de arroz molido, ya que la cáscara brinda cierta protección contra los insectos. En el Banco Internacional de Genes de Arroz, donde se conservan semillas de arroz de más de 118.000 tipos diferentes de arroz, las semillas de arroz se guardan en congeladores empacados al vacío a -18 °C, donde pueden permanecer viables durante 100 años. Las instalaciones de almacenamiento de arroz toman muchas formas dependiendo de la cantidad de grano que se almacenará, el propósito del almacenamiento y la ubicación del almacén. Un buen sistema de almacenamiento debe incluir: (i) protección contra insectos, roedores y pájaros permitiendo una higiene de almacenamiento adecuada, (ii) facilidad de carga y descarga, (iii) uso eficiente del espacio, (iv) facilidad de mantenimiento y manejo, (v) prevención

de humedad -ingresar el grano después del secado, (vi) soluciones específicas para enfrentar los desafíos de almacenar arroz en los trópicos húmedos. La molienda es un paso crucial en la posproducción del arroz. El objetivo básico de un sistema de molienda de arroz es eliminar la cáscara y producir un grano comestible de arroz que esté suficientemente molido y libre de impurezas. Si solo se quita la cáscara, entonces el producto es arroz 'integral'. Si el arroz se muele o pule más, la capa de salvado se elimina para revelar el arroz 'blanco'. Dependiendo de los requisitos del cliente, el arroz debería tener un mínimo de granos rotos. Un sistema de molienda de arroz puede ser un procedimiento simple de una o dos etapas, o un procedimiento de múltiples etapas. Dependiendo de si el arroz se muele en el poblado para el consumo local o para la comercialización, los sistemas de molienda de arroz se pueden clasificar en las categorías de molinos de arroz de poblado y molinos comerciales. Una vez molido, el arroz se envasa y se transporta a punto de venta, que puede ser local o internacional.

La producción mundial de arroz se triplicó con creces entre 1961 y 2010, con una tasa de crecimiento compuesta del 2,24 % anual (2,21 % en la producción de arroz de Asia). Este aumento fue ligeramente superior al del trigo (2,02 % anual), pero sustancialmente inferior al del maíz, que creció al 2,71 % anual. La mayor parte del aumento en la producción de arroz se debió a mayores rendimientos, que aumentaron a una tasa promedio anual de 1,74 %, en comparación con una tasa de crecimiento promedio anual de 0,49 % para el área cosechada. En términos absolutos, los rendimientos del arroz con cáscara aumentaron a una tasa media anual de 51,1 kg/ha por año, aunque esta tasa de aumento ha disminuido tanto en términos porcentuales como absolutos. El arroz es cultivado por más personas que cualquier otro cultivo en el mundo. Hay más 144 millones de granjas de arroz en todo el mundo en un área cultivada de aproximadamente 158 millones de hectáreas. Se cultiva en una amplia gama de climas y terrenos, a mano o con maquinaria masiva, por pequeñas familias o grandes corporaciones agrícolas. Los contrastes en las condiciones geográficas, económicas y sociales en las que se produce el arroz son enormes.

Para que el arroz se pueda vender en los mercados, debe clasificarse correctamente para que contenga la menor cantidad posible de material no deseado. Estos materiales no deseados pueden variar desde factores que afectan la calidad, como granos descoloridos o inmaduros, hasta materiales extraños inaceptables que afectan la seguridad de los alimentos, como arena, rocas, vidrio o piezas de maquinaria. Para este fin, se han desarrollado máquinas clasificadoras ópticas que normalmente pueden clasificar hasta 20 toneladas métricas de arroz por hora. Estas máquinas pasan el arroz a través de una tolva donde, a medida que cae, se analiza utilizando cámaras personalizadas de alta resolución y circuitos de decisión que pueden detectar material no deseado en milisegundos. Una vez que se detecta un grano defectuoso o material extraño, un pequeño chorro de aire dispara el objeto defectuoso fuera de su trayectoria. Como resultado, solo los granos buenos continúan fluyendo en el contenedor de salida de aceptación.

Por supuesto, este procedimiento no es perfecto; se debe realizar un control de calidad con regularidad para garantizar que se filtre un porcentaje aceptable de arroz defectuoso para cumplir con los estándares de la industria. Además, los granos partidos se pueden considerar una segunda opción y potencialmente se pueden vender a precios diferentes que los granos enteros. Para estimar correctamente el contenido de la salida de los clasificadores ópticos (o de cualquier otra etapa de procesamiento), los expertos deben tener en cuenta la calidad, el tamaño y el estado de rotura de cada grano. Los procesos de selección, clasificación y conteo aún los realizan con frecuencia manualmente expertos que, en base a su experiencia y capacitación, pueden reconocer incluso los defectos más sutiles del grano. Este análisis de calidad manual lleva mucho tiempo, requiere conocimientos expertos y es muy subjetivo. De hecho, diferentes expertos pueden tener diferentes opiniones sobre la calidad de los granos de arroz en términos de defectos de color y geometría. Además, la consistencia de la opinión de un experto individual se verá influenciada por varios factores externos, como las condiciones de iluminación, el bienestar físico y psicológico actual o el tiempo disponible para el control de calidad.

Frustrados por el trabajo largo y tedioso, los expertos en control de calidad expresaron la necesidad de evaluar una muestra rápidamente con la cámara de un teléfono inteligente. Este fue el principal motivador para iniciar el proyecto de desarrollo de la presente invención. En la primera versión de este proyecto, que actualmente se encuentra en producción, se entrega al usuario una carpa liviana, dentro de la cual coloca la muestra de arroz a analizar en una bandeja. La bandeja también contiene muestras de referencia de buenos granos, así como diferentes clases de defectos que deben detectarse. A continuación, el usuario coloca un teléfono inteligente encima de la carpa liviana y toma una fotografía de la muestra. La imagen resultante se envía a un servidor para el procesamiento y cálculo de los resultados. Actualmente, la clasificación de granos buenos y granos defectuosos se realiza mediante análisis de color. El análisis de granos quebrados se realiza simplemente estableciendo una longitud umbral para separar granos enteros y quebrados. Este enfoque funciona bien para detectar variaciones de color en el color general de los granos, por ejemplo, en granos dañados por el calor, que parecen más amarillos que los buenos. Sin embargo, persisten los desafíos con la clasificación correcta de los granos de arroz con pequeñas manchas de color y granos de arroz muy cortos que no se rompen.

El documento de Hai Vu y col. "Inspecting rice seed species purity on a large dataset using geometrical and morphological features", Information and Communication Technology, Dic. 2018 describe un procedimiento para examinar la pureza de especies de semillas de arroz. El procedimiento se basa en una extracción de características distintas utilizando características morfológicas y geométricas extraídas de imágenes RGB de alta resolución. Las semillas recolectadas se normalizan por su estructura biológica por medio de técnicas de preprocesamiento apropiadas, para permitir una medición suficientemente precisa de las características geométricas en una parte local

de una semilla. El procedimiento utiliza un mayor número de especies, por lo que se puede analizar la dependencia del rendimiento de una clasificación en las similitudes de las especies o los tipos de características extraídas, lo que de otro modo no sería posible con este procedimiento utilizando un número menor de especies. Para el procedimiento de reconocimiento, se entrena un modelo de positivo (especie correcta) y negativo (especie incorrecta) utilizando técnicas de clasificación supervisada. En particular, se utilizan tres procedimientos de reconocimiento en combinación, a saber, Árbol de Decisión (DT - Decision Tree), Bosque Aleatorio (RF - Random Forest) y Adaboost, que combina los árboles de decisión utilizados como aprendices débiles para mejorar el rendimiento. La salida del clasificador débil se combina en una suma ponderada que representa la salida final del clasificador potenciado. El procedimiento no quiere diferenciar a los aprendices individuales en función de sus puntos fuertes, ya que los aprendices individuales pueden ser débiles. Pero siempre que el desempeño de cada uno sea ligeramente mejor que adivinaciones aleatorias, se supone que el modelo final en el procedimiento divulgado converge hacia un aprendiz más fuerte. Para entrenar los diferentes procedimientos de reconocimiento, las características morfológicas y las características geométricas se utilizan por separado y en un segundo paso en combinaciones para lograr los más altos rendimientos.

El documento de Ozab Aki y col. "Classification of Rice Grains Using Image Processing And Machine Learning Techniques", www.researchgate.net, Nov. 2015 describe un procedimiento para la clasificación de granos de arroz utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático. Hay 4 tipos de grano utilizados para la clasificación, donde los granos rotos se consideran también como un tipo. Las imágenes de granos de arroz son tomadas por una cámara web. Se extraen seis atributos para cada imagen de grano, donde los atributos de grano están relacionados con su geometría de forma. Atributos de tipos conocidos de granos de arroz se utilizan para entrenar y comparar diferentes algoritmos de aprendizaje automático.

El documento de Kevin Arvai "Fine tuning a classifier in scikit-learn - Towards Data Science", towardsdatascience.com, Ene. 2018 describe un procedimiento para optimizar la sensibilidad de un clasificador, es decir, minimizar los falsos negativos. Al utilizar procedimientos de reconocimiento, la exactitud suele ser solo una de las cuatro métricas relevantes, mientras que las otras tres métricas son la precisión, la recuperación y la puntuación F1. Cada métrica mide algo diferente sobre el rendimiento del sistema. Por esta razón, a menudo también es deseable optimizar y, por lo tanto, priorizar una métrica sobre la otra. La métrica a optimizar depende del contexto y los objetivos del sistema. La precisión es la relación entre los resultados generados por el sistema que pronosticaron correctamente las observaciones positivas (Verdaderos Positivos) y el total de observaciones positivas pronosticadas del sistema, es decir, los positivos pronosticados correctamente (Verdaderos Positivos) y los positivos pronosticados incorrectamente (Falsos Positivos). Recuperación es la proporción de los resultados generados por el sistema que predijeron correctamente las observaciones positivas (Verdaderos Positivos) con respecto a todas las observadas realmente en la clase (Reales Positivos), es decir, los Verdaderos Positivos junto con los Falsos Negativos. Exactitud es la relación entre las clasificaciones pronosticadas correctamente (tanto los Verdaderos Positivos como los Verdaderos Negativos) con respecto al conjunto de datos total utilizado. Finalmente, la Puntuación F1 es la media ponderada (o media armónica) de Precisión y Recuperación. Por lo tanto, esta puntuación tiene en cuenta tanto los Falsos Positivos como los Falsos Negativos para lograr un equilibrio entre la Precisión y la Recuperación. El % de Exactitud puede verse sesgado desproporcionadamente por una gran cantidad de Reales Negativos. Esto es cierto, por ejemplo, cuando hay una gran asimetría en los datos, por lo tanto, una puntuación de exactitud muy alta del 99 % (porque la exactitud evalúa la competencia para identificar tanto los Reales Positivos como los Reales Negativos) a pesar de una puntuación de precisión baja, que evalúa la competencia para identificar Reales Positivos. El considerar la medida más relevante depende en gran medida del contexto. El procedimiento Arvai se centra en la "precisión" y la "recuperación" como su métrica de rendimiento óptima porque este procedimiento se usa para identificar el cáncer maligno, donde existe una gran cantidad de personas que no tienen cáncer, por lo tanto, una puntuación de precisión muy alta de 99 % debido a una alta asimetría en los datos. El procedimiento Arvai divulga el uso de una estrategia de "aprendizaje scikit" de dos etapas para ajustar el clasificador usado para la recuperación: (A) En una primera etapa, se ajustan los hiperparámetros del estimador utilizado buscando los mejores hiperparámetros y manteniendo el clasificador con mayor puntuación de recuperación. En la estrategia de aprendizaje scikit, los hiperparámetros denotan parámetros que no se aprenden directamente dentro de los estimadores. En el procedimiento propuesto, los candidatos de búsqueda se muestrean para valores dados mediante una búsqueda de cuadrícula exhaustiva que considera exhaustivamente todas las combinaciones de parámetros posibles. Cabe señalar que también existen otras estrategias bajo el enfoque de scikit para ajustar los hiperparámetros, como por ejemplo, optimización de parámetros aleatorios usando una búsqueda aleatoria sobre parámetros, donde cada ajuste se muestrea a partir de una distribución sobre posibles valores de parámetros; (B) La segunda etapa ajusta el umbral de decisión del clasificador utilizando la curva de precisión-recuperación y la curva característica operativa del receptor (curva ROC). La curva ROC proporciona la capacidad de diagnóstico de un sistema clasificador binario como su umbral de discriminación varía, es decir, el umbral de sensibilidad-especificidad en el clasificador. La idea básica del procedimiento Arvai divulgado para afinar los clasificadores en aprendizaje sci-kit es el uso de la probabilidad bruta de que se prevé que una muestra esté en una clase. Esta es una distinción importante de las predicciones de clases absolutas utilizadas por otros procedimientos.

Finalmente, el documento de Cheng Ju y col. "The Relative Performance of Ensemble Methods with Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification", Cornell University Library, Abril 2017 divulga el uso de conjuntos de redes neuronales artificiales aplicadas a diferentes tareas de aprendizaje automático, incluido el reconocimiento de imágenes, la segmentación semántica y la traducción automática. El procedimiento involucra

múltiples procedimientos de conjunto, incluido el promedio no ponderado, la votación por mayoría, el Clasificador Óptimo de Bayes y el Super Aprendiz (discreto), para tareas de reconocimiento de imágenes, con redes neuronales profundas como algoritmos candidatos. Los algoritmos propuestos usan la misma estructura de red con diferentes puntos de control del modelo dentro de un solo proceso de entrenamiento, o redes con la misma estructura pero entrenadas estocásticamente varias veces, o redes con estructura diferente. El procedimiento divulga el uso del enfoque Super Aprendiz para obtener los mejores resultados, debido al fenómeno de exceso de confianza de las redes neuronales y su impacto en los diferentes procedimientos de conjunto.

Resumen de la invención

Es un objeto de la presente invención proporcionar un sistema industrializado y un procedimiento para el reconocimiento de granos de arroz que sea capaz de hacer frente a los diversos impactos de los numerosos orígenes de los defectos del grano y las variaciones de los defectos, como se ha descrito anteriormente. En particular, el sistema industrializado y el procedimiento para el reconocimiento de granos de arroz deberían superar los inconvenientes inherentes a los sistemas de última generación. Más particularmente, el sistema de la invención no debería tener los inconvenientes de los sistemas de la técnica anterior, basados únicamente en los procesos conocidos de clasificación de granos buenos y granos defectuosos usando análisis de color. Incluso más particularmente, el sistema y el procedimiento deberían ser capaces de clasificar correctamente los granos de arroz con pequeñas manchas descoloridas y granos de arroz muy cortos que no se rompen, trabajando con una mayor eficiencia y precisión que los sistemas conocidos de la técnica anterior.

Según la presente invención, estos objetos se consiguen, en particular, mediante las características de las reivindicaciones independientes. Además, de las reivindicaciones dependientes y las descripciones relacionadas se pueden deducir otras realizaciones ventajosas.

De acuerdo con la presente invención, los objetos antes mencionados se relacionan con un sistema industrializado para el reconocimiento de granos de arroz, el sistema que comprende un dispositivo de captura óptica para capturar una imagen óptica, el dispositivo de captura óptica que comprende una interfaz de datos para transmitir la imagen óptica a una plataforma digital sobre una red de transmisión de datos, donde la imagen óptica es analizada por la plataforma digital y se proporciona una respuesta adecuada al dispositivo de captura óptica y/o un dispositivo de usuario, en el que la plataforma digital comprende un módulo de segmentación que segmenta la imagen óptica capturada para granos mediante la identificación de segmentos de imágenes ópticas que capturan granos o partes de granos, y la plataforma digital comprende un extractor de características que extrae características de granos medibles de los granos o partes de granos identificados en la imagen óptica, las características que describen diferentes aspectos parametrizados de los granos mediante un proceso de extracción de características que comprende al menos valores de parámetros de forma y valores de parámetros de color y/o parámetros espaciales y/o parámetros geométricos, en el que la plataforma digital comprende un clasificador con un selector para la selección secuencial de una pluralidad de estructuras de aprendizaje automático, el selector aplica las diferentes estructuras de aprendizaje automático a las características del grano extraído para el reconocimiento del grano de arroz, y selecciona la mejor de las estructuras de aprendizaje automático aplicadas, en la que la mejor seleccionada de las estructuras de aprendizaje automático aplicadas se optimiza aún más variando un umbral apropiado por medio de un accionador de umbral, donde la variación del umbral de discriminación varía la capacidad de diagnóstico del sistema clasificador binario varía en relación con la variación del umbral de discriminación.

Breve descripción de los dibujos

La presente invención se explicará con más detalle a modo de ejemplo en referencia a los dibujos en los que:

La Figura 1 muestra un diagrama de bloques que ilustra esquemáticamente un sistema industrializado ejemplar 1 para el reconocimiento y clasificación de granos de arroz, que comprende la segmentación 110, extracción de características 111 y clasificación 112 que comprende la selección de la estructura de aprendizaje automático preferida 11211,..., 1121i, y una minimización adicional de la tasa de falsos positivos (FP).

La Figura 2 muestra un diagrama que ilustra esquemáticamente una carpa liviana o caja liviana ejemplar 13 que comprende una fuente de luz uniforme 131 para el interior de la carpa liviana 13 y una fuente de energía 132. La carpa liviana 13 tiene un orificio 134 que permite aplicar un sensor óptico/cámara 121/122, por ejemplo, de un teléfono inteligente u otro dispositivo de captura de imágenes ópticas 12.

La Figura 3 muestra un diagrama que ilustra esquemáticamente las bandejas 14, en particular una bandeja de entrenamiento 141 y una bandeja de muestras 142 que permiten capturar granos de arroz 4 para aplicarlos a la carpa liviana 13 para la captura de la imagen óptica 123.

La Figura 4 muestra un diagrama que ilustra esquemáticamente un sistema industrializado ejemplar 1 para el reconocimiento y clasificación de granos de arroz, en donde se toma una imagen óptica 123 usando el teléfono inteligente 12 y carpa liviana 13 transmitida a través de la red de transmisión de datos 2 a una plataforma digital 11, que responde con el análisis apropiado de reconocimiento de arroz mostrado en el teléfono inteligente 12.

La Figura 5 muestra un diagrama que ilustra esquemáticamente una segmentación ejemplar por un módulo de segmentación 110 que segmenta la imagen óptica capturada 123 para granos 4 mediante la identificación de segmentos de imagen óptica 123 que capturan granos 4 o partes de granos.

La Figura 6 muestra un diagrama que ilustra esquemáticamente un proceso ejemplar de extracción de características mediante un extractor de características 111 que extrae características de granos medibles 41 de los granos identificados 4 o partes de granos en la imagen óptica 123, describiendo las características diferentes aspectos parametrizados de los granos 4 mediante un procedimiento de extracción de características 1111 que comprende al menos valores de parámetros de forma 411 y/o valores de parámetros de color 412 y/o parámetros espaciales 413 y/o parámetros geométricos 414.

Las Figuras 7 (que comprende las Figuras 7a-7c), 8 (que comprende las Figuras 8a-8d) y 9 (que comprende las Figuras 9a-9d) muestran esquemáticamente pantallas de respuesta ejemplares de una aplicación móvil del teléfono inteligente 12 tras el reconocimiento de granos por parte del sistema 1. La Figura 8a muestra adicionalmente la imagen óptica capturada 123 antes de enviarla a través de la red de transmisión de datos 2 para el reconocimiento de granos a la plataforma digital 11. La Figura 9d muestra adicionalmente una pantalla que proporciona el bucle de retroalimentación 1132 para el procedimiento de reentrenamiento iterativo 1131.

Las Figuras 10-16 muestran diagramas que ilustran esquemáticamente un sistema digital 11 en el modo de entrenamiento ejemplar 114. La Figura 11 muestra el preprocesamiento más detallado. Las Figuras 12 y 13 muestran la modificación del valor de umbral variable activando la probabilidad de umbral deseada para que un grano se clasifique como bueno (por ejemplo, con maximización al 1 % FP), más detalladamente. La figura 14 muestra un diagrama que ilustra esquemáticamente un resumen ejemplar de los resultados experimentales de una realización de las invenciones, en donde (a) el conjunto de entrenamiento se vuelve a entrenar después de cada experimento; (b) un ajuste de umbral se aplica después de cada re-entrenamiento; y (c) el valor de cada punto es: (i) Experimento con la estructura de modelado y umbral anteriores; (ii) Exactitud (en %) a la misma Tasa de Error; (iii) Granos defectuosos clasificados como buenos con un umbral del 1 % (Falso Positivo en %); y (iv) Importancia del error basada en el tamaño del experimento = Falso Positivo (en %) * # de granos mal clasificados. La Figura 15 muestra un diagrama que ilustra esquemáticamente los efectos ejemplares del re-entrenamiento de las estructuras de modelado de aprendizaje. La tendencia extremadamente positiva muestra el beneficio de volver a entrenar los modelos de clasificación con conjuntos de datos corregidos por la estructura de aprendizaje activo inventiva.

La Figura 16 ilustra la detección de picotazos. Después de re-entrenamiento: 95 % de la exactitud a la misma tasa de error (véase la Curva ROC)

Las Figuras 17 muestran un diagrama que ilustra esquemáticamente la plataforma digital 11 que funciona en la predicción 115 para industrialización.

Las Figuras 18 y 19 muestran un diagrama de bloques que ilustra esquemáticamente una plataforma digital ejemplar 11, que comprende la segmentación 110, extracción de características 111 y clasificación 112 que comprende la selección de la estructura de aprendizaje automático preferida 11211,..., 1121i, y una minimización adicional de la tasa de falsos positivos (FP). En la variante de realización de la Figura 19, la plataforma digital 11 comprende una estructura de división de procesamiento con una plataforma informática 11a en la nube que proporciona el reconocimiento del grano de arroz como software como un servicio (SaaS) y un sistema de aprendizaje automático/minería de datos 11b que proporciona el aprendizaje automático y el procesamiento de minería de datos a través de una estructura modular de canalización de datos. En particular, otras mejoras de rendimiento, por ejemplo, se pueden lograr mediante el uso de KNIME (Konstanz Information Miner) para el sistema de minería de datos/aprendizaje automático 11b, como una estructura de análisis de datos, información e integración. La estructura de KNIME permite integrar diversos componentes para el aprendizaje automático y la minería de datos a través de su concepto modular de canalización de datos. Una interfaz gráfica de usuario y uso de JDBC permite el ensamblaje de nodos que mezclan diferentes fuentes de datos, incluido preprocesamiento (ETL: Extracción, Transformación, Carga (Loading)), para modelado, análisis de datos y visualización sin, o con solo mínima programación.

Las Figuras 20 muestran un diagrama que ilustra esquemáticamente un contexto de proyecto de la invención ejemplar de industrialización del reconocimiento de granos de arroz. La Sortex A es capaz de clasificar hasta 20 toneladas/hora y se utiliza en los principales proveedores de alimentos de la mitad del mundo. Tal Sortex normalmente opera sobre la base de un procesamiento de imagen convencional que comprende (i) discriminación de color; (ii) dependencia del tamaño del grano; y (iii) implicación de una gran configuración manual. La industrialización del reconocimiento de granos de arroz debe ser capaz de capturar 120.000 variedades de arroz.

Las Figuras 21 y 22 muestran un diagrama que ilustra esquemáticamente una carpa liviana o una caja liviana ejemplar 13 que comprende una fuente de luz uniforme 131 para el interior de la carpa liviana 13 y una fuente de energía 132. La carpa liviana 13 tiene un orificio 134 que permite aplicar un sensor óptico/cámara 121/122, por ejemplo, de un teléfono inteligente u otro dispositivo de captura de imágenes ópticas 12.

Descripción detallada de la invención

Las Figuras 1 a 22 ilustran, esquemáticamente, una arquitectura para una posible implementación de una realización del procedimiento y sistema 1 de la invención para el reconocimiento y clasificación de granos de arroz. El sistema industrializado 1 para el reconocimiento de granos de arroz comprende un dispositivo de captura óptica 2 para capturar una imagen óptica 123, el dispositivo de captura óptica 2 comprende una interfaz de datos 124 para transmitir la imagen óptica 123 a una plataforma digital 11 a través de una red de transmisión de datos 2, en donde la imagen óptica 123 se analiza por la plataforma digital 11 y se proporciona una respuesta apropiada al dispositivo de captura óptica 2 y/o a un dispositivo de usuario. La respuesta puede ser, por ejemplo, transmitida en un proceso de http-solicitud-respuesta u otro proceso de solicitud-respuesta entre la plataforma digital 11 y el dispositivo de captura óptica 2 y/o el dispositivo de usuario, donde varios resultados pueden, por ejemplo, mostrarse al usuario 5 en el dispositivo de captura óptica 2 y/o en el dispositivo del usuario, como se muestra en las Figuras 7 a 9. El dispositivo de captura óptica 2 puede, por ejemplo, aplicarse a una carpa liviana 13 que comprende una fuente de luz uniforme 131. El dispositivo de captura óptica 2 puede ser, por ejemplo, un dispositivo móvil de captura óptica 2 que se aplica externamente a la carpa liviana 13 a través de un orificio para la cámara en la carpa liviana 13. El dispositivo de captura óptica 2 puede, por ejemplo, ser un teléfono inteligente móvil, en donde la imagen óptica 123 es capturada por una cámara 121 del teléfono inteligente móvil usando una aplicación móvil dedicada y transmitida a través de una de las interfaces de transmisión de datos 124 del teléfono inteligente móvil a través de la red de transmisión de datos 2 a la plataforma digital 11.

La plataforma digital 11 comprende un módulo de segmentación 110 que segmenta la imagen óptica capturada 123 para los granos 4 identificando segmentos de imagen óptica 123 que capturan granos 4 o partes de granos.

La plataforma digital 11 comprende un extractor de características 111 que extrae características de grano medibles 41 de los granos identificados 4 o partes de granos en la imagen óptica 123, las características describen diferentes aspectos paramétricos de los granos 4 mediante un procedimiento de extracción de características 1111 que comprende al menos valores de parámetros de forma 411 y/o valores de parámetros de color 412 y/o parámetros espaciales 413 y/o parámetros geométricos 414. En particular, las características del grano medibles 41 pueden comprender, por ejemplo, propiedades físicas tales como longitud, ancho, translucidez, grado y/o frecuencia y/o tipo de granos rotos, color, edad, peso del grano, dureza, vitrosidad (la vitrosidad del grano es una propiedad óptica. Basándose en la vitrosidad, los granos se pueden clasificar en tres clases principales: vítreo, harinoso y moteado. Los granos vítreos se diferencian de los no vítreos por la apariencia del grano (almidonado y opaco); los granos vítreos se consideran típicamente de mejor calidad que los granos no vítreos, debido a la proteína de mayor calidad, el color y la granulación más gruesa uniforme), el contenido de humedad y/o el contenido de proteínas. Las características extraídas 41 sirven como parámetros de entrada y valores de parámetros de entrada para las estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i, es decir, el algoritmo de red neuronal artificial o algoritmo de aprendizaje automático, durante el modo de entrenamiento 114 y/o el modo de predicción 115. El extractor de características 111 extrae hasta 100 y más características de grano diferentes 41. En particular, las características ópticamente extraíbles pueden ser esenciales, por ejemplo, pues comprenden propiedades físicas de los granos del arroz, como se discutió anteriormente, como tamaño, forma, color, uniformidad y aspecto general. Otros factores, por ejemplo, que contribuyen a la apariencia general del arroz también se pueden usar como limpieza, libre de otras semillas, vitrosidad, translucidez, aspecto calcáreo, color, grano dañado e imperfecto. Para extraer, determinar y/o medir los parámetros de tamaño del grano, el grano puede ser, por ejemplo, categorizado en tres grupos principales (i) longitud, (ii) forma y (iii) peso, la longitud es la medida del grano de arroz con cáscara, integral o molido en su dimensión más alta, mientras que la forma es la relación de longitud, ancho y espesor, y para el caso del peso, este se determina usando el peso de 1.000 granos. Por ejemplo, un tipo de grano largo puede clasificarse por el extractor de características 111 que tiene una longitud de 6,61 a 7,5 mm, una forma (relación) de más de 3, y un peso de 15-20 mg; un tipo de grano medio puede clasificarse teniendo una longitud de 5,51 a 6,6 mm, una forma (relación) de 2,1-3, y un peso de 17-24 mg; y un tipo de grano corto puede clasificarse teniendo una longitud de hasta 5,5 mm, una forma (relación) de hasta 2,1, y un peso de 20-24 mg.

El peso de prueba puede ser otra característica medida y extraída 41 por el extractor de características 111. Esta característica 41 está relacionada con la densidad aparente, y puede, por ejemplo, usarse como un indicador o como una medida para la cantidad relativa de material extraño o granos inmaduros. El peso de prueba promedio por fanega de arroz con cáscara depende del tipo de arroz y de la región, y puede ser, por ejemplo, de 45 libras o similar. Las impurezas y el arroz dañado también pueden extraerse como una característica 41 de los granos de arroz. En particular, por ejemplo, la presencia de arena y piedras aumentará el peso del grano y dañará la goma cuando se envíe al molinero. Impurezas y arroz dañado contienen residuos, granos dañados, granos calcáreos, arroz rojo, semillas o granos rotos y olores. El objetivo principal de la molienda de arroz es eliminar la capa exterior (cubierta), salvado y germen con daño mínimo del endospermo. La calidad de la molienda del arroz puede asociarse con otras características extraídas 41 utilizadas como parámetros de entrada y valores de parámetros de entrada para las estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i durante el modo de entrenamiento 114 y/o el modo de predicción 115 del extractor de características 111. Estas características también se pueden medir usando el rendimiento de molienda. El rendimiento de la molienda varía según varios factores, como los tipos de granos, las variedades, aspecto calcáreo, las condiciones de secado y almacenamiento, otros incluyen las condiciones ambientales y el contenido de humedad en la cosecha. Las características extraídas 41 asociadas a la calidad de molienda pueden, p. ej., medirse

mediante dos parámetros (i) rendimiento total y (ii) rendimiento principal, también otros parámetros como el grado de molienda y arroz roto pueden usarse, p. ej., por el extractor de características 111 para medir la calidad de la molienda en porcentaje. Por definición, calidad de molienda es la capacidad de los granos de arroz de resistir a la molienda y pulido sin rotura, y de producir una mayor cantidad de recuperación. Otra característica extraída 41 puede ser, por ejemplo, el contenido de amilosa de los granos de arroz. Al igual que otros cereales, el arroz es una buena fuente de almidón, especialmente de amilosa. Se compone de más del 80 % de almidón y el almidón, a nivel molecular, contiene amilosa (cadenas lineales de glucosa de enlaces $\alpha(1-4)$ y amilopectina (glucosa de cadena ramificada con enlace $\alpha(1-6)$). En términos de amilosa, el arroz se puede clasificar como ceroso 0-2 %, muy bajo 2-10 %, bajo 10-20 %, intermedio 20-25 % y alto 25-32 % (base seca de arroz). El contenido de almidón (amilosa) del arroz puede, por ejemplo, ser una medida en el rendimiento, el procesamiento y la palatabilidad del grano. Una característica extraída adicional 41 puede ser, por ejemplo, la temperatura de gelatinización. Esta característica 41 está relacionada con otras posibles características diferentes 41, tales como el tamaño de los gránulos, el tamaño molecular de la fracción de almidón. Al igual que otras características 41, típicamente también se ve influenciada por parámetros de medición del entorno, tales como la temperatura de maduración, las variedades genéticas y de arroz, así como el tiempo de cocción. La característica de temperatura de gelatinización 41 está relacionada directamente con el contenido de amilosa; cuanto más alta sea la amilosa, mayor será la temperatura de gelatinización, por lo que el arroz ceroso alto tiene una temperatura de gelatinización más alta que el arroz ceroso o ceroso muy bajo. Otra característica extraída 41 por medio del extractor de características 11 puede ser, por ejemplo, el grado de molienda, apariencia (color), daños (rotos) y porcentaje de granos calcáreos. Por lo tanto, tres propiedades importantes de las características 41 pueden, por ejemplo, ser el tamaño, el color y la condición (daño de los granos) ya que estas propiedades directas permiten medir la calidad, el porcentaje de molienda y otras condiciones de procesamiento. Sin embargo, todas las características de propiedad extraíbles 41 pueden ser, por ejemplo, importantes para entrada a las estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i durante el modo de entrenamiento 114 y/o el modo de predicción 115, como por ejemplo granos con aspecto calcáreo que no son deseables debido a que producen rendimientos de molienda más bajos después del procesamiento y la fácil rotura durante la manipulación.

La plataforma digital 11 comprende un clasificador 112 con un selector 112 para la selección secuencial de una pluralidad de estructuras 11211,..., 1121i, el selector 1122 aplica las diferentes estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i a las características de los granos extraídos 41 para el reconocimiento de los granos de arroz, y selecciona la mejor de las estructuras de aprendizaje automático aplicadas 11211,..., 1121i. Las estructuras de aprendizaje automático seleccionables 11211,..., 1121i pueden comprender, por ejemplo, al menos una estructura de red neuronal. La al menos una estructura de red neuronal puede comprender, por ejemplo, al menos una Redes Neurales Convolucionales (CNN - Convolutional Neural Networks). Las estructuras de aprendizaje automático seleccionables 11211,..., 1121i, también pueden comprender otras estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i como aprendizaje profundo o aprendizaje estructurado profundo o cualquier otro aprendizaje automático aplicable que produzca resultados apropiados durante el reconocimiento, en donde las estructuras de aprendizaje profundo se basan en redes neuronales artificiales con aprendizaje de representación. El aprendizaje en el modo de aprendizaje 114 puede, por ejemplo, ser supervisado, semi-supervisado o no supervisado. Sin embargo, los modos de aprendizaje supervisado 114 pueden ser una variante de realización preferida, en particular en relación con la posible estructura de aprendizaje activo de la presente invención 113. Las estructuras de aprendizaje profundo 11211,..., 1121i pueden comprender, por ejemplo, estructuras de redes neuronales profundas y/o estructuras de redes de creencias profundas y/o estructuras de redes neuronales recurrentes y/o las estructuras de redes neurales convolucionales ya analizadas, etc. En el caso de aprendizaje supervisado, las estructuras de aprendizaje automático propuestas 11211,..., 1121i pueden ser entrenadas por un conjunto de datos ópticos anotados por un experto humano (en particular, en la estructura de aprendizaje activo 113), superando los resultados generales de clasificación producidos por evaluadores humanos y/o una selección basada en reglas. Esto puede, por ejemplo, proporcionarse particularmente usando muestras separadas, por ejemplo, usando las bandejas de entrenamiento 141, y las bandejas de muestra 142. En el modo de aprendizaje supervisado 114, las características extraídas sirven como parámetros de entrada, mientras que la salida puede, por ejemplo, ser un sistema clasificador binario (bueno/malo) o implicar una salida de clasificación más granular que representa más características de clasificación granulares, en particular que implican características de incertidumbre con respecto a la clasificación realizada.

Para la selección de la pluralidad de estructuras de aprendizaje automático 11211,...,1121i, el selector 1122 del clasificador 112 puede comprender, por ejemplo, un procedimiento de muestreo 11222 basado en un procedimiento de muestreo aleatorio 112221, en donde se selecciona aleatoriamente una estructura de aprendizaje automático 11211,..., 1121i mediante el selector 112, de modo que cada estructura de aprendizaje automático 11211,..., 1121i tenga la misma probabilidad de elegirse durante el procedimiento de muestreo. Cada una de las estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i seleccionadas puede, por ejemplo, entrenarse basándose en una estructura de bosque aleatorio que proporciona un procedimiento de aprendizaje conjunto para la clasificación de los granos 4 usando la pluralidad de estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i. Cada una de las estructuras de aprendizaje automático 11211,..., 1121i seleccionadas puede, por ejemplo, ser entrenada por medio de un aprendizaje de bosque aleatorio 112222 que proporciona un predictor de bosque aleatorio apropiado 112223, en donde cada predictor de bosque aleatorio 112223 es optimizado variando un umbral apropiado 11231 por medio del activador de umbral 1123, y en donde la variación del umbral de discriminación 11231 varía la capacidad de diagnóstico del sistema clasificador binario 112 que varía en relación con la variación del umbral de discriminación 11231.

La mejor cantidad seleccionada de las estructuras 11211,..., 1121i se optimizan adicionalmente variando un umbral 1231 apropiado por medio de un activador de umbral 1123, en donde la variación del umbral de discriminación 11231 varía la capacidad de diagnóstico del sistema clasificador binario 112 que varía en relación con la variación del umbral de discriminación n11231. El activador de umbral 1123 puede, por ejemplo, activar un valor de parámetro de umbral óptimo 112311 en un procedimiento de optimización bidimensional que mide la tasa de verdaderos positivos 112331 contra la tasa de falsos positivos 112332 en diversos ajustes de umbral que optimizan la sensibilidad del clasificador 112 en función de su caída. El valor del parámetro de umbral 112311 puede ser optimizado, por ejemplo, por el activador de umbral 1123 de tal manera que la tasa de falsos positivos 112332 se limite a un valor de activación predefinido. El valor de activación predefinido para la tasa de falsos positivos 112332 puede ser, por ejemplo, ≥ 1 %.

Adicionalmente, una estructura de aprendizaje activo 113 puede, por ejemplo, basarse en una matriz de confusión 11233 que comprende los valores de Verdadero Positivo (VP), Falso Negativo (FN), Falso Positivo (FP) y Verdadero Negativo (VN) para los granos de arroz clasificados, proporcionando un bucle de retroalimentación como un procedimiento de reentrenamiento iterativo 1131 a un usuario o experto humano 5, en donde el sistema 1 se reentrena basándose en los parámetros de retroalimentación del bucle de retroalimentación 1131.

En la variante de realización, la plataforma digital 11 comprende una estructura de procesamiento dividida con una plataforma informática en la nube 11a que proporciona el reconocimiento del grano de arroz como software como servicio (SaaS) y un sistema de aprendizaje automático/ minería de datos 11b que proporciona el aprendizaje automático y el procesamiento de minería de datos a través de una estructura modular de canalización de datos. En particular, otras mejoras de rendimiento, por ejemplo, se pueden lograr mediante el uso de KNIME (Konstanz Information Miner) para el sistema de minería de datos/aprendizaje automático 11b, como una estructura de análisis de datos, información e integración. La estructura de KNIME permite integrar diversos componentes para el aprendizaje automático y la minería de datos a través de su concepto modular de canalización de datos. Una interfaz gráfica de usuario y uso de JDBC permite el ensamblaje de nodos que mezclan diferentes fuentes de datos, incluido preprocesamiento (ETL: Extracción, Transformación, Carga (Loading)), para modelado, análisis de datos y visualización sin, o con solo mínima programación.

Como se ha analizado anteriormente, para hacer frente al objeto de la invención, el sistema de la invención utiliza estructuras de clasificación más avanzadas, por ejemplo, usando KNIME (Konanz Information Miner). KNIME es una estructura de integración, informes y análisis de datos. KNIME integra varios componentes para el aprendizaje automático y la minería de datos a través de su concepto modular de canalización de datos. Una interfaz gráfica de usuario y uso de JDBC permite el ensamblaje de nodos que mezclan diferentes fuentes de datos, incluido preprocesamiento (ETL: Extracción, Transformación, Carga (Loading)), para modelado, análisis de datos y visualización sin, o con solo mínima programación. Hasta cierto punto, las posibilidades de análisis avanzado de KNIME pueden considerarse como una alternativa de SAS.

El uso de estructuras de clasificación más avanzadas significa que se necesita desarrollar un algoritmo de estructura y procesamiento más intrincado para decidir si un grano dado 4 es bueno o malo, roto o completo. En un primer enfoque, se usaron redes neuronales, diseñadas específicamente para el reconocimiento de imágenes para determinar la calidad de los granos. Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) pueden proporcionar resultados muy precisos en el reconocimiento de imágenes, pero requieren un conjunto de datos extremadamente grande para ser entrenado correctamente. Sin embargo, los conjuntos de datos que están disponibles, típicamente no son lo suficientemente grandes como para producir resultados prometedores, con solo un 85 % de exactitud. Para converger más rápidamente a los niveles de exactitud requeridos, se probaron diferentes algoritmos de aprendizaje automático y se compararon sus eficiencias en un conjunto de datos disponible. Para hacerlo, las características deben extraerse de cada imagen para ejecutarse a través de la clasificación. Las características 41 se extraen de las imágenes para describir diferentes aspectos del grano: forma 411, color 412, características especiales 413, características geométricas 414, etc.

Se debe definir una métrica de exactitud adecuada para comparar con precisión los algoritmos. Como en muchas aplicaciones de aprendizaje automático de detección de defectos, perder un punto de datos de defecto es un error más costoso que considerar un buen punto de datos como un defecto. La herramienta usada para comprender esta clasificación errónea se denomina comúnmente matriz de confusión. La misma muestra cuatro números: Verdadero Positivo (VP) 112331, Falso Negativo (FN) 112334, Falso Positivo (FP) 112332 y Verdadero Negativo (VN) 112333. VP representa el número de granos buenos que se clasificaron correctamente como buenos, mientras que FN representa el número de granos buenos que se clasificaron como defectuosos. Por el contrario, VN representa el número de granos defectuosos clasificados correctamente como tales, mientras que FP representa el número de granos defectuosos que se clasificaron como buenos. Es esta última métrica que se selecciona para ser lo más baja posible mientras se mantiene la exactitud global lo más alta posible.

Una vez seleccionado el algoritmo, se necesita minimizar aún más la tasa de FP 112332. Para lograr esto, debe observarse cómo la tasa de FP 112332 se comportó con respecto a una modificación del valor umbral del modelo. Para cualquier grano dado 4, el algoritmo emite un par de valores correspondientes a la probabilidad del grano 4 que pertenece a la clase buena o defectuosa. Entonces depende del sistema y/o del operador determinar el umbral de probabilidad para que un grano sea clasificado como bueno. Un umbral más alto significa una clasificación más

selectiva y menos FP 112332. Sin embargo, muchas clasificaciones de falsos negativos surgieron debido a la elevación del umbral; algunos de los nuevos granos FN 112334 todavía tenían una probabilidad relativamente alta de ser buenos pero estaban por debajo del umbral. Por lo tanto, los granos con defectos que tenían una probabilidad de ser buenos por encima del 50 % se consideraron “aceptables” y no se clasificaron en cualquier clase final. Si todos los granos “aceptables” se eliminan de las estadísticas de clasificación final, la tasa de FN global se reduce drásticamente.

Con esta incertidumbre de clasificación, la siguiente etapa es incluir las posibilidades de corrección humana en un procedimiento de aprendizaje activo de la invención en el sistema de la invención. De hecho, aunque el modelo ya tiene bastante rendimiento, pueden surgir rápidamente nuevos problemas que harían que su rendimiento cayera drásticamente: nuevas variedades de arroz defectuoso, diferentes tonos de arroz de diferentes regiones, etc. Para mejorar la clasificación general, adaptarse a un conjunto de datos más variado y reducir la tasa aceptable del modelo, se definió un proceso de reentrenamiento iterativo. Por ejemplo, se desarrolla una aplicación web que le brinda al usuario la posibilidad de cargar nuevas imágenes, observar la clasificación del modelo, corregirlas cuando sea necesario y compartirlas para la validación cruzada. Una vez que los expertos en arroz han corregido una serie de informes, pueden analizarse junto con las nuevas imágenes de granos de arroz y usar estos datos nuevos para volver a entrenar el modelo de clasificación.

Con la plataforma desarrollada, los expertos en arroz pueden probar el modelo, corregir el resultado y brindar retroalimentación al sistema sobre cómo se está comportando. Los primeros experimentos revelaron rápidamente algunos defectos en nuestro entrenamiento inicial del modelo. Varios de los diversos tipos de defectos estaban gravemente subrepresentados en el conjunto de entrenamiento utilizado y, por lo tanto, no se reconocieron como granos defectuosos, lo que provocó muchos resultados de FP. Esto se corrigió rápidamente una vez que se volvió a entrenar al modelo. De hecho, con más datos de estas clases raras, el modelo se hizo más versátil con respecto a los tipos de defectos del arroz que puede reconocer. A medida que el modelo se encuentra más y más familiar con diversos tipos de defectos después de cada reentrenamiento, este tipo de experimento con muchos FP se vuelve menos frecuente.

El proyecto presentado proporciona un ejemplo relevante de cómo las técnicas de visión por ordenador basadas en aprendizaje automático se pueden aplicar y utilizar de manera innovadora y ayudar a aumentar la consistencia en el control de calidad industrial. También revela cómo recopilar un conjunto inicial de datos de calidad puede ser un desafío y cómo cerrar el ciclo de retroalimentación con expertos en el dominio es esencial para lograr predicciones altamente precisas.

Lista de referencia

1 Sistema industrializado para reconocimiento de granos de arroz

11 Plataforma Digital

11a Plataforma informática en la nube

11b Plataforma de aprendizaje automático/minería de datos mediante canalización modular de datos

110 Módulo de segmentación (Pre-Procesamiento)

1101 Procedimiento de segmentación

111 Extractor de características (Pre-Procesamiento)

1111 Procedimiento de extracción de características

112 Módulo de clasificación/Sistema clasificador (Procesamiento)

1120 Procedimiento de clasificación

1121 Inteligencia de reconocimiento basada en máquina

11211,..., 1121i Estructuras de aprendizaje automático

1122 Selector

11221 Matriz de confusión

11222 Procedimiento de muestreo

	112221 Procedimiento de muestreo aleatorio
	112222 Aprende del bosque aleatorio
5	112223 Predictor del bosque aleatorio
	1123 Activador de umbral
	11231 Parámetro de umbral Variable
10	112311 Valor umbral ($tv_{1,...,i}$)
	112312 Probabilidad para positivos a un tv_i específico
15	11232 Probabilidad umbral para positivos
	11233 Matriz de confusión
20	112331 Tasa de Verdaderos-Positivos (VP) (probabilidad de detección)
	112332 Tasa de Falsos Positivos (FP) (probabilidad de falsa alarma)
	112333 Tasa de Verdaderos-Negativos (VN)
25	112334 Tasa de Falsos-Negativos (FN)
	113 Estructura de aprendizaje activo
30	1131 Procedimiento de reentrenamiento iterativo
	11311 Adaptación correctiva del reconocimiento óptico
	11312 Solicitud de reentrenamiento
35	1132 Bucle de retroalimentación
	114 Modo de entrenamiento
40	115 Modo de predicción
	12 Dispositivo de captura de imágenes ópticas
	121 Cámara
45	122 Sensor óptico
	123 Imagen óptica
50	124 Interfaz de datos
	13 Carpa liviana
	131 Fuente de luz uniforme
55	132 Suministro de energía
	133 Sensor óptico/ Orificio para la cámara
60	14 Bandejas
	141 Bandejas de entrenamiento
	142 Bandejas de muestra
65	2 Red de transmisión de datos

	3 Clasificador
	31 Sensor óptico
5	32 Unidad de clasificación
	33 Procedimiento de clasificación y limpieza
	331 Color
10	332 Roto
	333 Otro material (arena, rocas, vidrio,...)
15	4 Granos de arroz
	41 Parámetros de características de los granos
	411 Parámetros de forma
20	412 Parámetros de Color
	413 Parámetros espaciales
25	414 Parámetros geométricos
	5 Usuario/Experto humano

REIVINDICACIONES

1. Sistema industrializado (1) para reconocimiento de granos de arroz, comprendiendo el sistema (1) un dispositivo de captura óptica (2) para capturar imágenes ópticas (123), comprendiendo el dispositivo de captura óptica (2) una interfaz de datos (124) para transmitir las imágenes ópticas (123) a una plataforma digital (11) a través de una red de transmisión de datos (2), en donde las imágenes ópticas (123) son analizadas por la plataforma digital (11) y una respuesta al reconocimiento del arroz se proporciona al dispositivo de captura óptica (2) y/o a un dispositivo de usuario, en donde la plataforma digital (11) comprende un módulo de segmentación (110) que segmenta la imagen óptica capturada (41) de los granos (4) mediante la identificación de los segmentos de la imagen óptica (123) que captura los granos (4) o partes de granos, y en donde la plataforma digital (11) comprende un extractor de características (111) que extrae características de grano medibles (41) de los granos identificados (4) o de partes de granos en la imagen óptica **caracterizado**
 - por que** las características que describen diferentes aspectos paramétricos de los granos (4) mediante un procedimiento de extracción de características (1111) comprenden al menos valores de parámetros de forma (411) y valores de parámetros de color (412) y/o parámetros espaciales (413) y/o parámetros geométricos (414),
 - por que**, en un modo de aprendizaje (114), la plataforma digital (11) comprende un clasificador binario (112) con un selector (1122) para la selección secuencial de una pluralidad de estructuras de aprendizaje automático (11211,..., 1121i), el selector (1122) aplica las diferentes estructuras de aprendizaje automático (11211,...,1.1121i) a las características de granos extraídas (41) para el reconocimiento del grano de arroz, y seleccionar una estructura de aprendizaje automático aplicada de las estructuras de aprendizaje automático aplicadas (11211,..., 1121i), que tiene una serie de granos clasificados como falsos positivos (112332) tan bajos como sea posible mientras se mantiene la precisión general lo más alta posible, y
 - por que** la estructura de aprendizaje automático seleccionada de las estructuras de aprendizaje automático aplicadas (11211,...,1.1121i) se optimiza adicionalmente variando un umbral de discriminación (11231) por medio de un activador de umbral (1123), en donde los falsos positivos clasificados (112332) se minimizan adicionalmente a una probabilidad umbral determinada para un grano a clasificar como bueno, de modo que la variación del umbral de discriminación (11231) varía la capacidad de diagnóstico del clasificador binario (112) relacionada con la variación del umbral de discriminación (11231).
2. Sistema industrializado (1) según la reivindicación 1, **caracterizado por que** el activador de umbral (1123) activa un valor de parámetro de umbral óptimo (112311) en un procedimiento de optimización bidimensional que mide la tasa de verdaderos positivos (112331) contra la tasa de falsos positivos (112332) en diversas configuraciones de umbral que optimizan la sensibilidad del clasificador binario (112) como una función de su caída.
3. Sistema industrializado (1) según la reivindicación 2, **caracterizado por que** el valor del parámetro umbral (112311) está optimizado por el activador de umbral (1123) de tal manera que la tasa de falsos positivos (112332) se limita a un valor de activación predefinido.
4. Sistema industrializado (1) según la reivindicación 3, **caracterizado por que** el valor de activación predefinido para la tasa de falsos positivos (112332) es ≤ 1 %.
5. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 4, **caracterizado por que** el activador de umbral (1123) activa un valor de parámetro de umbral óptimo (112311) en un procedimiento de optimización bidimensional que mide la tasa de verdaderos positivos (112331) contra la tasa de falsos positivos (112332) en diversas configuraciones de umbral que optimizan la sensibilidad del clasificador binario (112) como una función de su caída por medio de una matriz de confusión (11233).
6. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 5, **caracterizado por que** una estructura de aprendizaje activo (113) basada en una matriz de confusión (11233) que comprende los valores de Verdadero Positivo (VP), Falso Negativo (FN), Falso Positivo (FP) y Verdadero Negativo (VN) para los granos de arroz clasificados, proporcionando un bucle de retroalimentación como un procedimiento de reentrenamiento iterativo (1131) a un usuario o experto humano (5), en donde el sistema (1) se reentrena basándose en los parámetros de retroalimentación del bucle de retroalimentación (1131) usando el procedimiento de segmentación (1101) y/o el procedimiento de extracción de características (1111) y/o el procedimiento de clasificación (1120) en el modo de entrenamiento (114).
7. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 6, **caracterizado por que** las estructuras de aprendizaje automático seleccionables (11211,..., 1121i) comprenden al menos una estructura de red neuronal.

8. Sistema industrializado (1) según la reivindicación 7, **caracterizado por que** la al menos una estructura de red neuronal comprende al menos una Redes Neuronales Convolucionales (CNN - Convolutional Neural Networks).
- 5 9. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 8, **caracterizado por que** las características de grano extraídas (41) de los granos identificados (4) de la imagen óptica (123) comprenden al menos parámetros de forma (411) y/o parámetros de color (412) y/o parámetros espaciales (413) y/o parámetros geométricos (414) de los granos (4).
- 10 10. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 9, **caracterizado por que** el dispositivo de captura óptica (2) se aplica a una carpa liviana (13) que comprende una fuente de luz uniforme (131).
11. Sistema industrializado (1) según la reivindicación 10, **caracterizado por que** el dispositivo de captura óptica (2) es un dispositivo de captura óptica móvil (2) que se aplica externamente a la carpa liviana (13) a través de un orificio para la cámara en la carpa liviana (13).
- 15 12. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 11, **caracterizado por que** el dispositivo de captura óptica (2) es un teléfono inteligente móvil, en donde la imagen óptica (123) es capturada por una cámara (121) del teléfono inteligente móvil usando una aplicación móvil dedicada y transmitida a través de una de las interfaces de transmisión de datos (124) del teléfono inteligente móvil a través de la red de transmisión de datos (2) a la plataforma digital (11).
- 20 13. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 12, **caracterizado por que** la plataforma digital (11) comprende una estructura de procesamiento dividida con una plataforma informática en la nube (11a) que proporciona el reconocimiento del grano de arroz como software como servicio (SaaS) y un sistema de aprendizaje automático/minería de datos (11b) que proporciona el aprendizaje automático y el procesamiento de minería de datos a través de una estructura modular de canalización de datos.
- 25 14. Sistema industrializado (1) según una de las reivindicaciones 1 a 13, **caracterizado por que**, para la selección de la pluralidad de estructuras de aprendizaje automático (11211,..., 1121i), el selector (1122) del clasificador binario (112) comprende un procedimiento de muestreo (11222) basado en un procedimiento de muestreo aleatorio (112221), en donde estructuras de aprendizaje automático (11211,..., 1121i) se seleccionan aleatoriamente mediante el selector (1122), de modo que cada estructura de aprendizaje automático (11211,..., 1121i) tenga la misma probabilidad de ser escogida durante el procedimiento de muestreo.
- 30 15. Sistema industrializado (1) según la reivindicación 14, **caracterizado por que** cada una de las estructuras seleccionadas de aprendizaje automático (11211,..., 1121i) se entrena basado en una estructura de bosque aleatorio que proporciona un procedimiento de aprendizaje conjunto para la clasificación de los granos (4) usando la pluralidad de estructuras de aprendizaje automático (11211,..., 1121i).
- 35 16. Sistema industrializado (1) según la reivindicación 15, **caracterizado por que** cada una de las estructuras seleccionadas de aprendizaje automático (11211,..., 1121i) se entrena por medio de un aprendizaje de bosque aleatorio (112222) que proporciona un predictor de bosque aleatorio apropiado (112223) en donde cada predictor de bosque aleatorio (112223) se optimiza variando un umbral apropiado (11231) por medio del activador de umbral (1123), y en donde la variación del umbral de discriminación (11231) varía la capacidad de diagnóstico del clasificador binario (112) que varía en relación con la variación del umbral de discriminación (11231).
- 40 17. Procedimiento industrializado para un sistema (1) para reconocimiento de granos de arroz, en donde por medio de un dispositivo de captura óptica (2) se capturan imágenes ópticas (123), en donde las imágenes ópticas (123) se transmiten a una plataforma digital (11) a través de una red de transmisión de datos (2) a través de una interfaz de datos (124), en donde las imágenes ópticas (123) son analizadas por la plataforma digital (11) y una respuesta al reconocimiento del arroz se proporciona al dispositivo de captura óptica (2) y/o a un dispositivo de usuario, en donde, por medio de un módulo de segmentación (110), la imagen óptica capturada y transmitida (123) se segmenta automáticamente para los granos (4) identificando segmentos de imagen óptica (123) que capturan granos (4) o partes de granos, y en donde, por medio de un extractor de características (111), las características de granos medibles (41) se extraen de los granos identificados (4), o de partes de granos en la imagen óptica (123), **caracterizado**
60 **por que** las características que describen diferentes aspectos paramétricos de los granos (4) mediante un procedimiento de extracción de características (1111) comprenden al menos valores de parámetros de forma (411) y valores de parámetros de color (412) y/o parámetros espaciales (413) y/o parámetros geométricos (414),
65

por que, en un modo de aprendizaje (114), una pluralidad de estructuras de aprendizaje automático (11211,..., 1121i) se seleccionan en secuencia mediante un selector (1122) de un clasificador binario (112), aplicando el selector (1122) las diferentes estructuras de aprendizaje automático (11211,..., 1121i) a las características de granos extraídos (41) para el reconocimiento de granos de arroz, y seleccionando una estructura de aprendizaje automático aplicada de las estructuras de aprendizaje automático aplicadas (11211,..., 1121i), que tiene una serie de granos clasificados como falsos positivos (112332) tan bajos como sea posible manteniendo la precisión general lo más alta posible, y

por que la estructura de aprendizaje automático seleccionada de las estructuras de aprendizaje automático aplicadas (11211,..., 1121i) se optimiza adicionalmente variando un umbral de discriminación (11231) por medio de un activador de umbral (1123), en donde los falsos positivos clasificados (112332) se minimizan adicionalmente a una probabilidad umbral determinada para un grano a clasificar como bueno, de modo que la variación del umbral de discriminación (11231) varía la capacidad de diagnóstico del clasificador binario (112) relacionado con la variación del umbral de discriminación (11231).

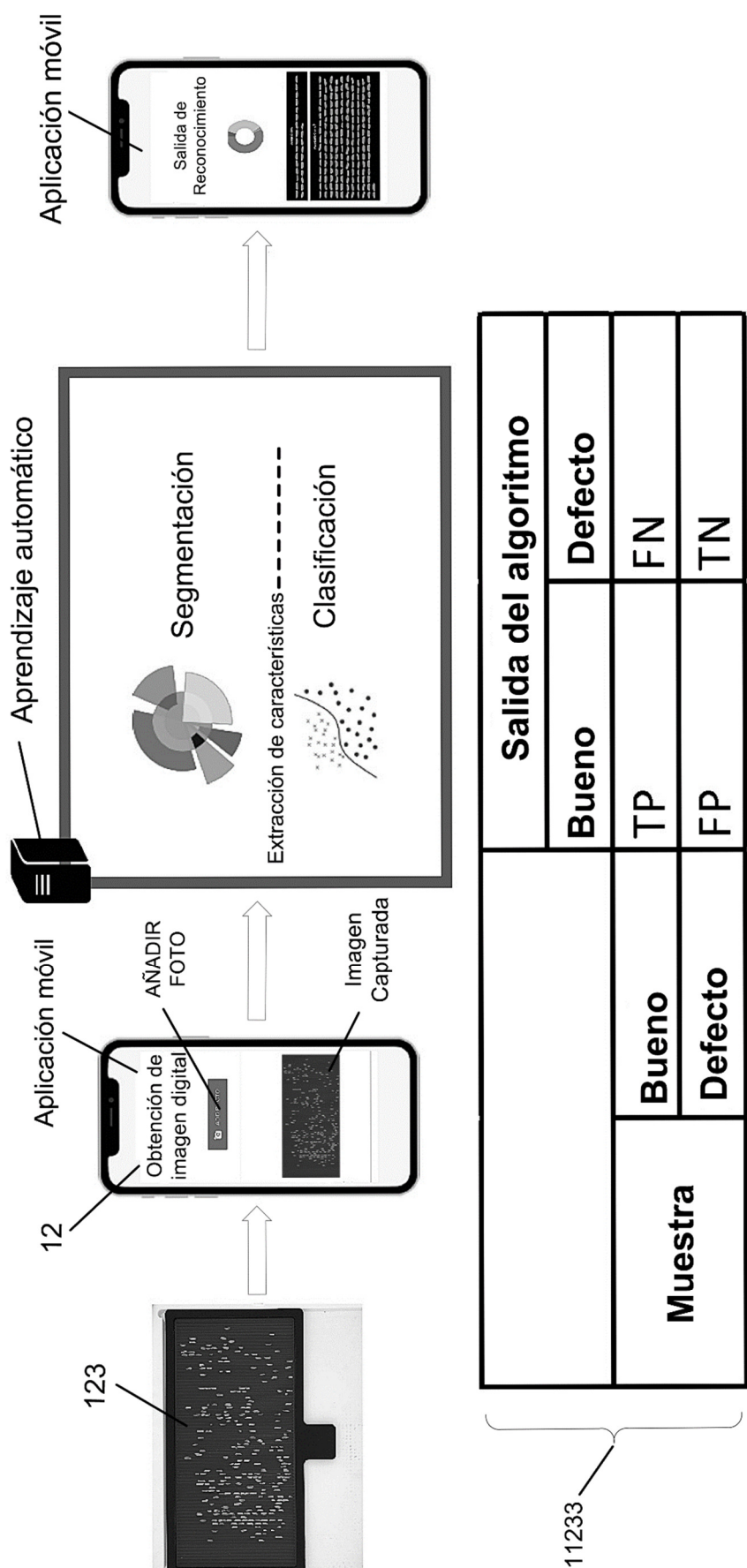


Fig. 1

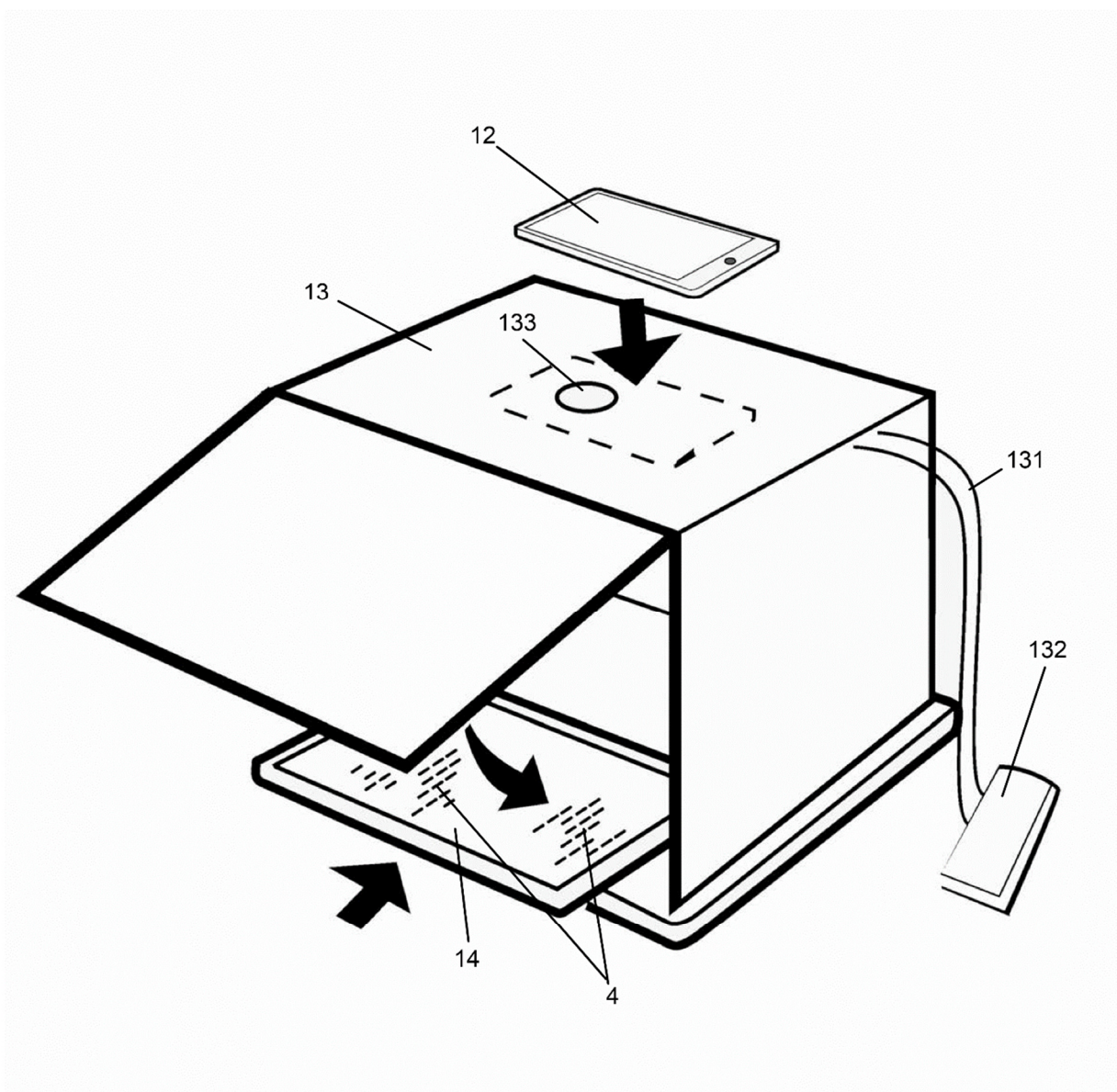
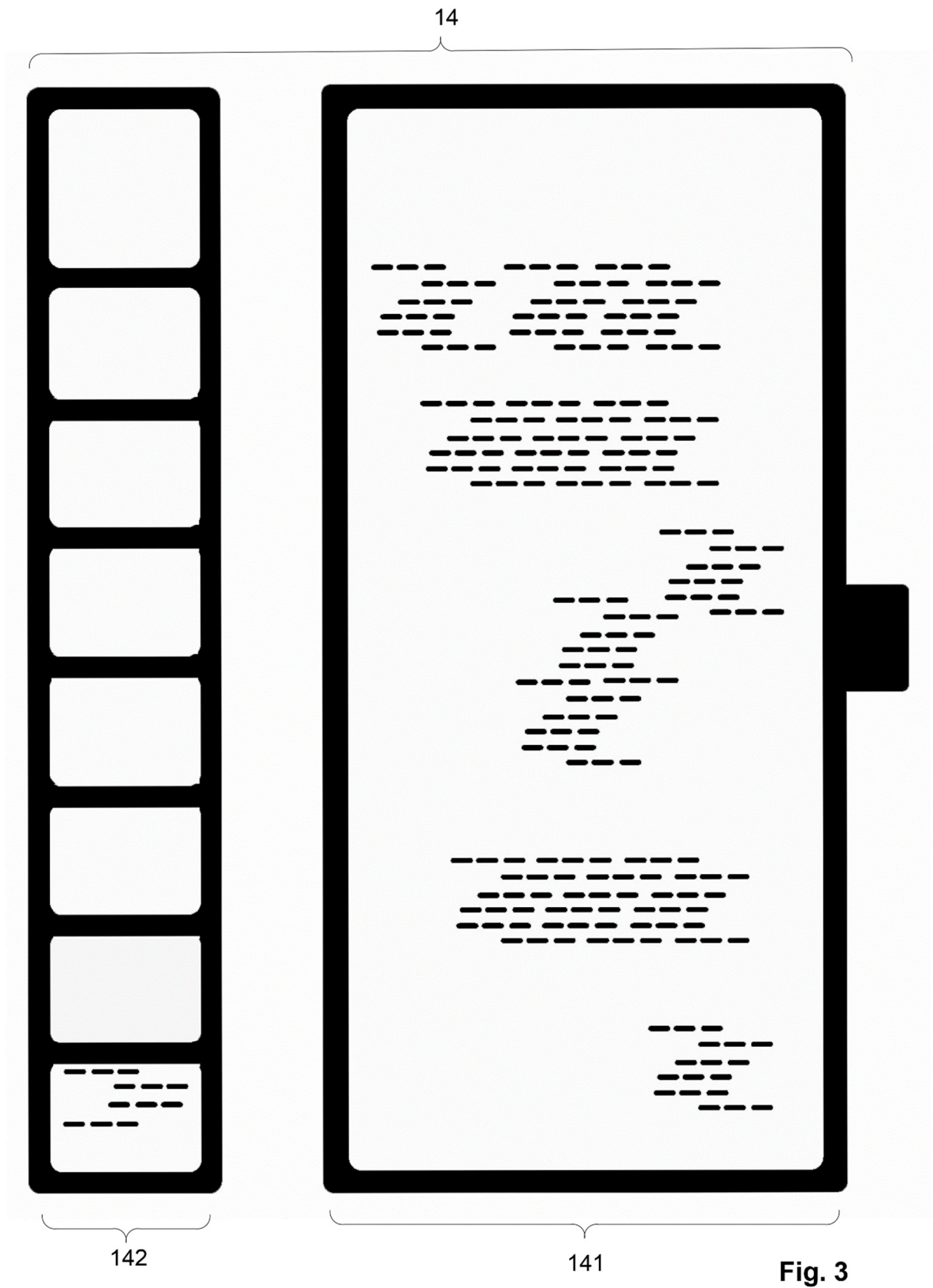


Fig. 2



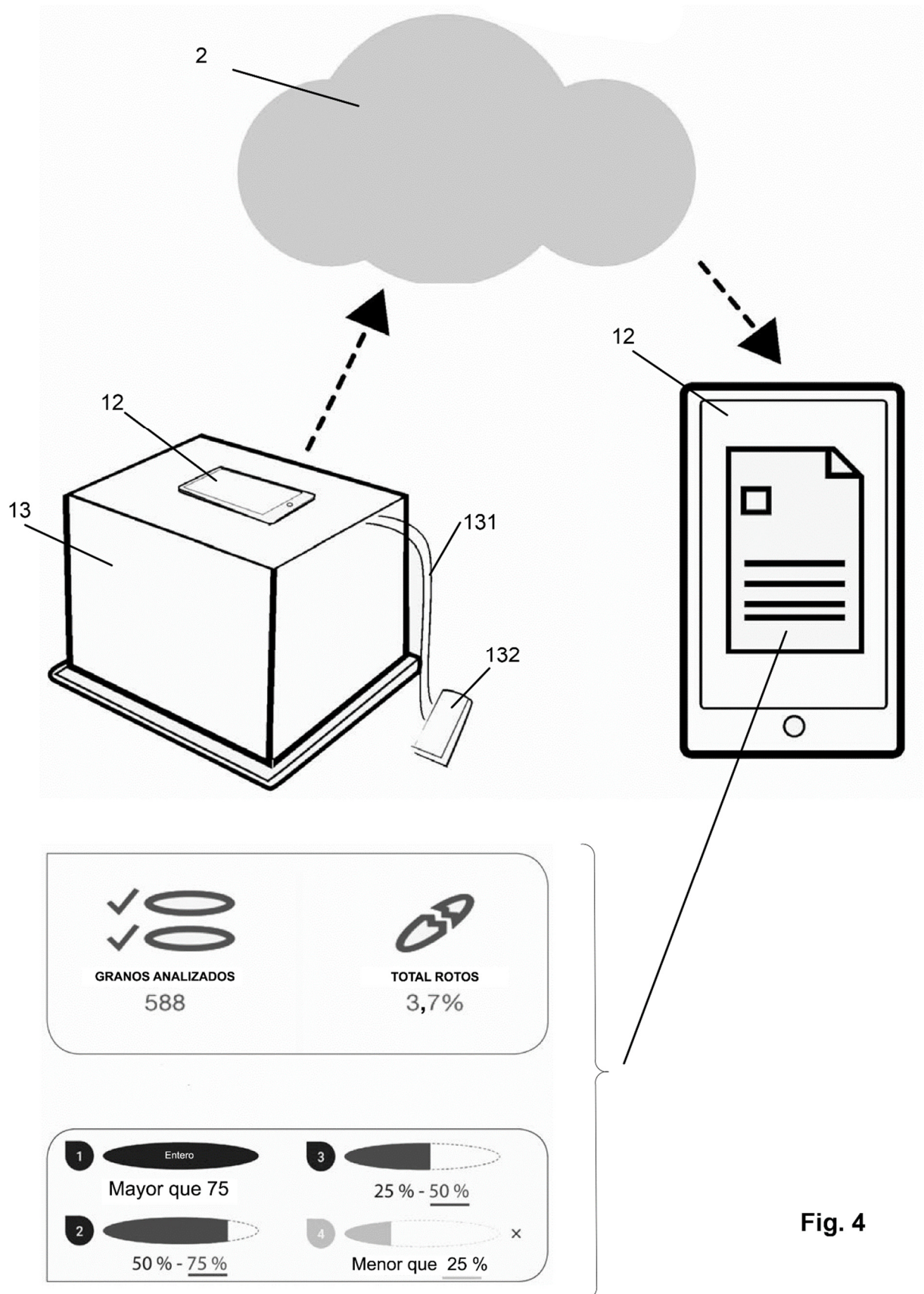


Fig. 4

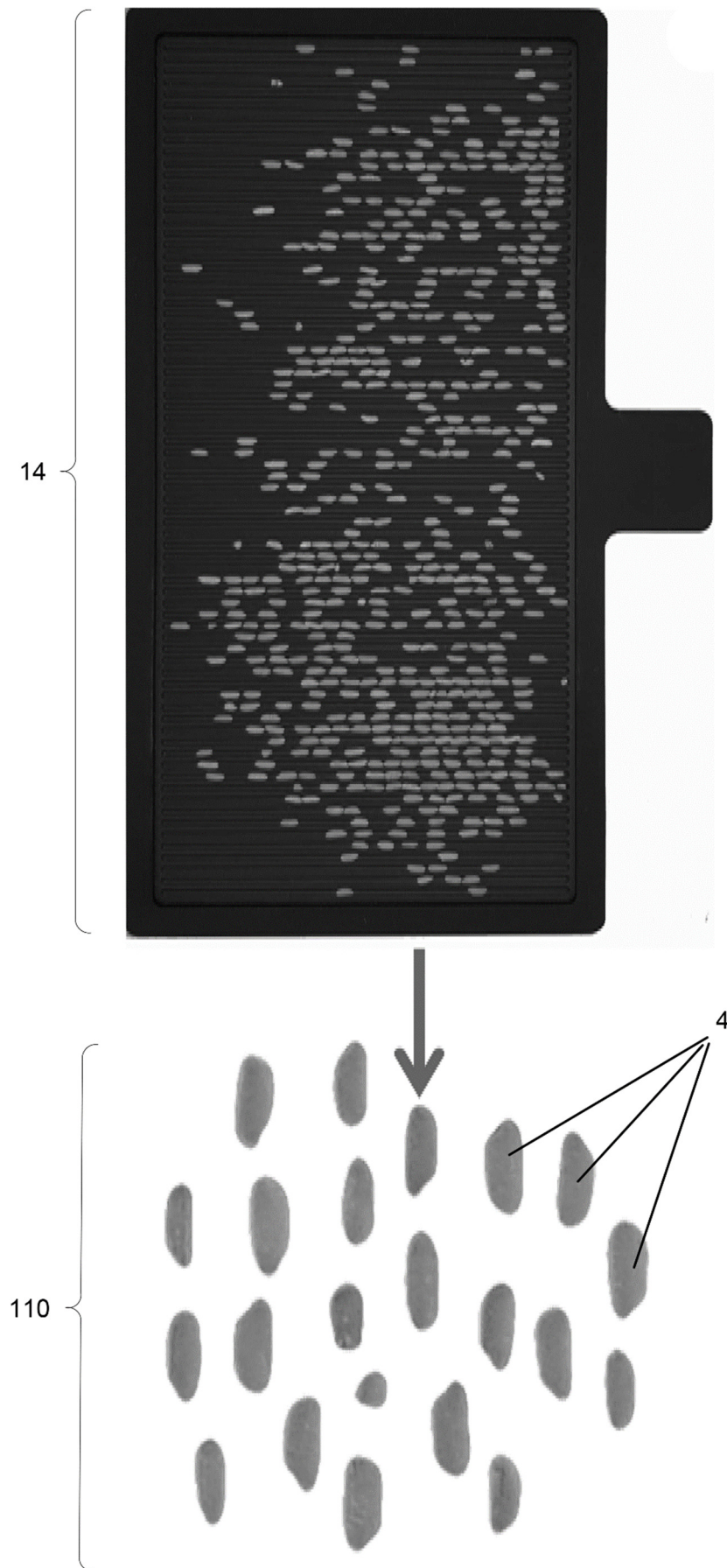


Fig. 5

Extracción de características (111)

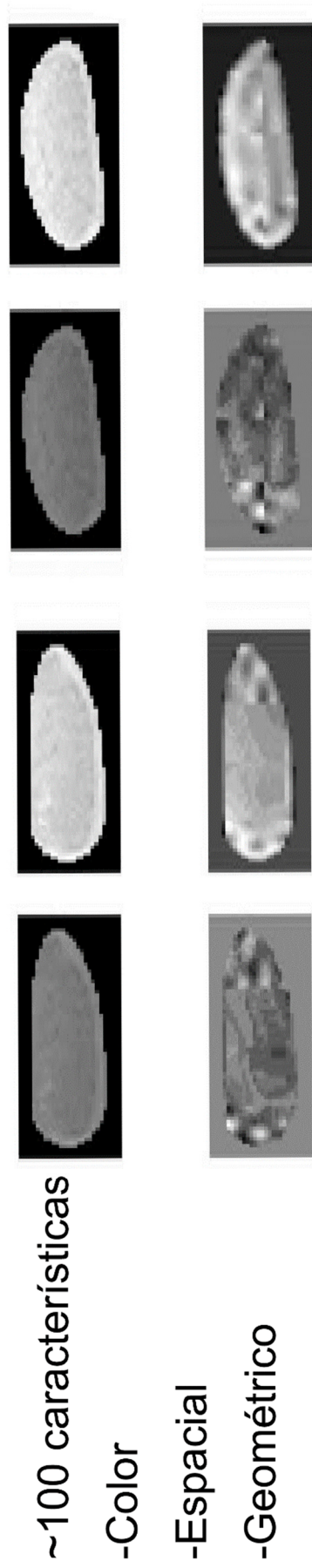
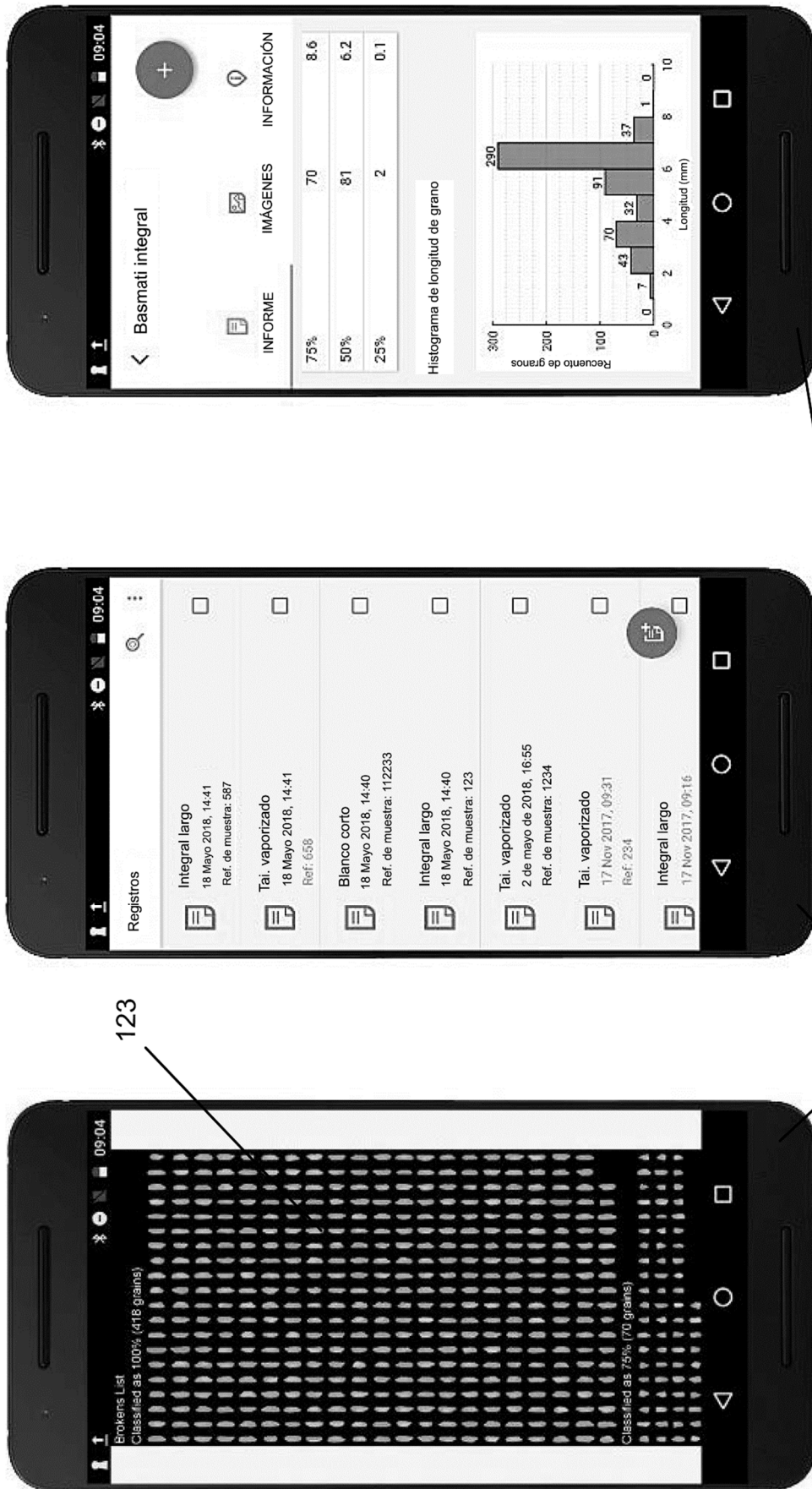
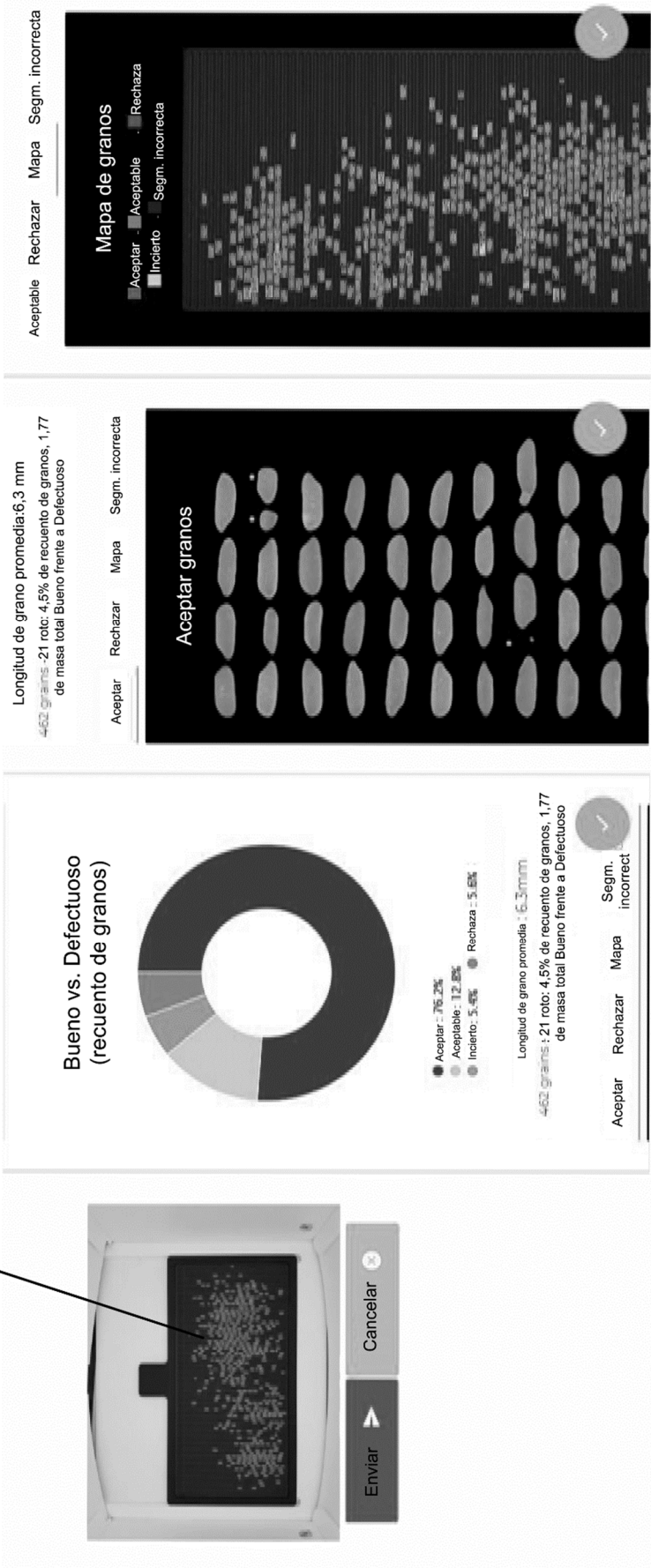


Fig. 6



123



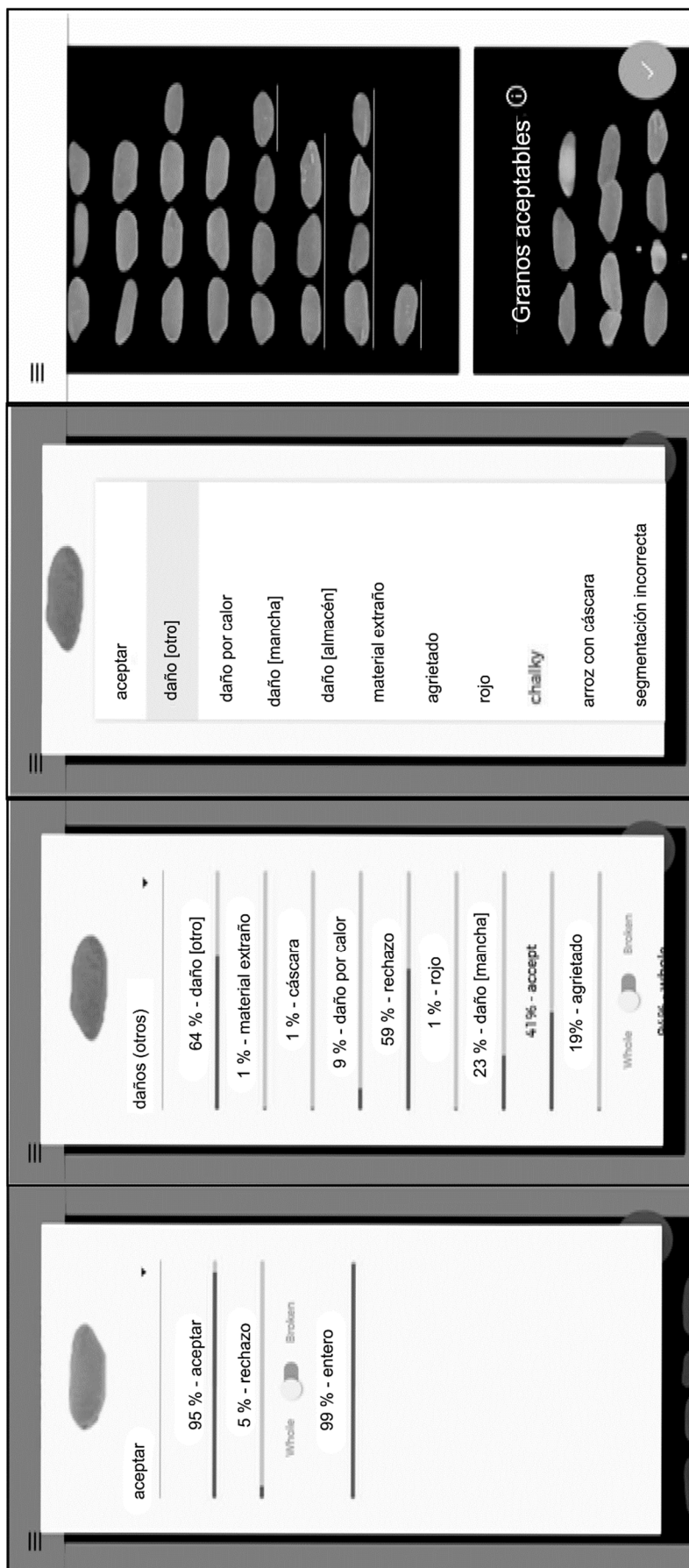


Fig. 9a

Fig. 9b

Fig. 9c

Fig. 9d

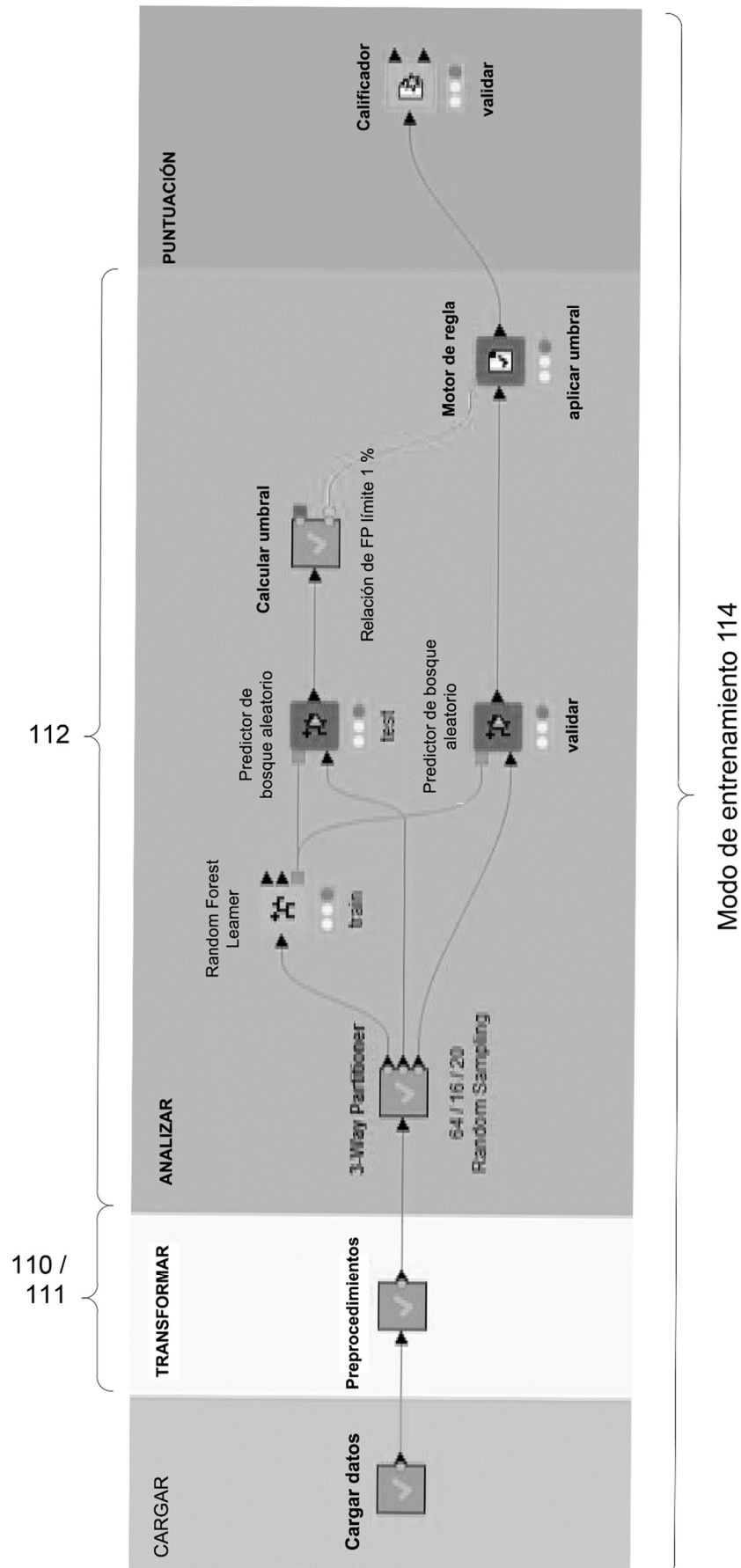


Fig. 10

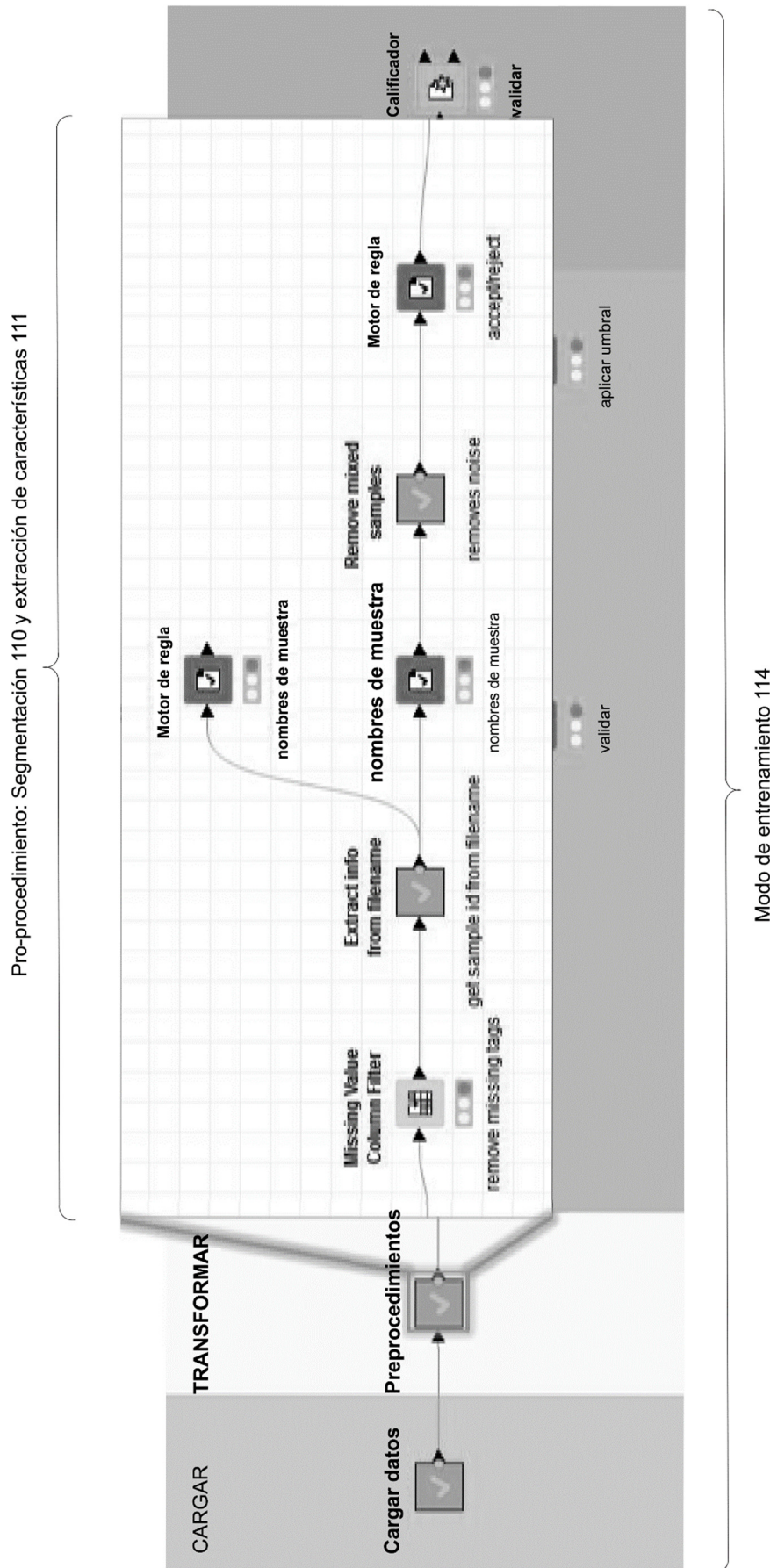
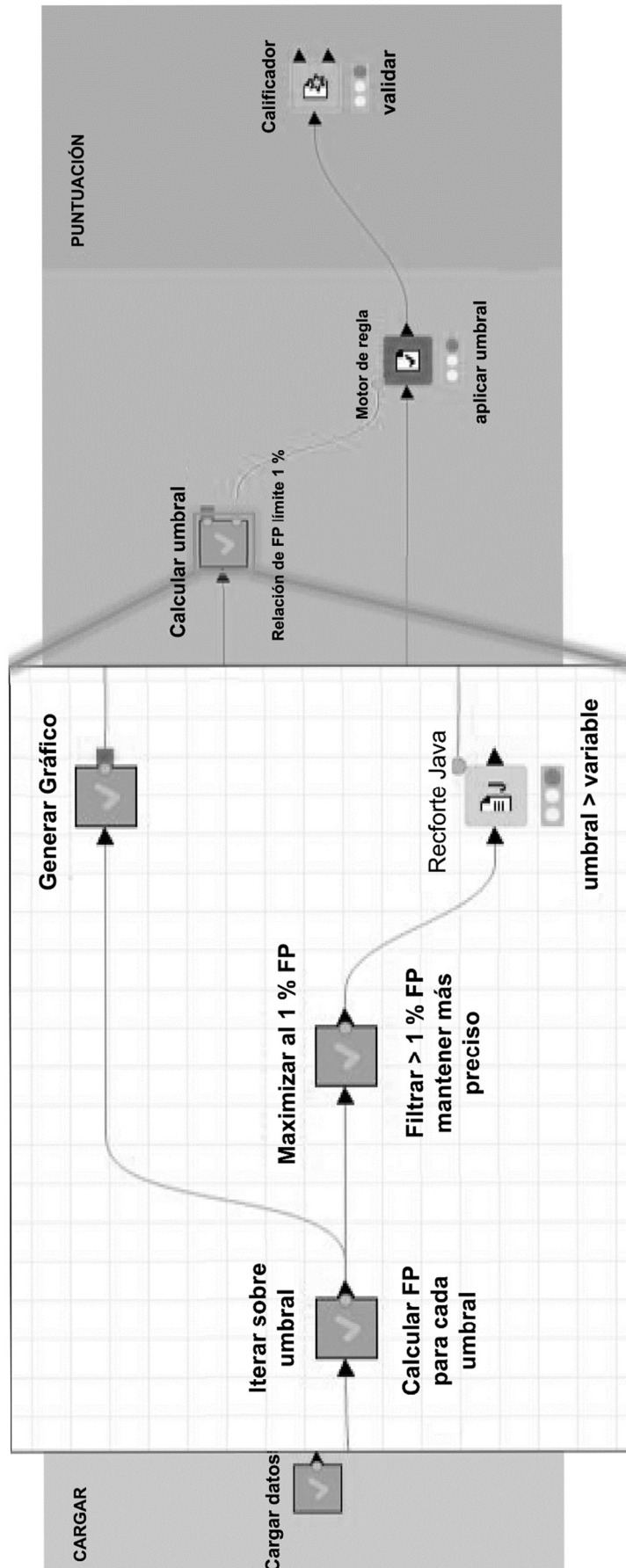


Fig. 11

Activación de umbral 1121: Modificación de Valor Umbral Variable mediante Activación de Probabilidad de Umbral Deseado para un Grano ser Clasificado como Bueno (p. ej., con Maximización a 1 % FB)



Modo de entrenamiento 114

Fig. 12

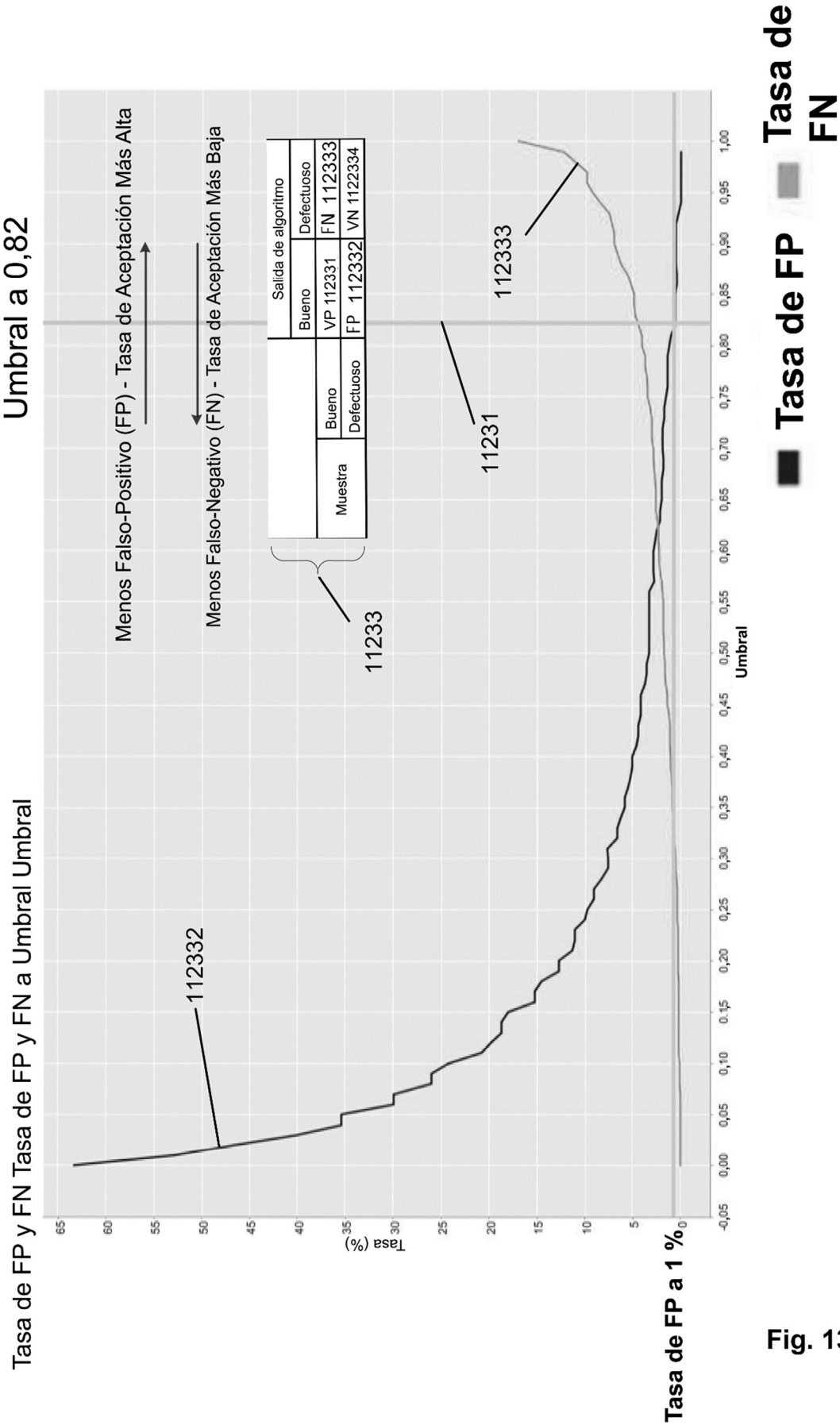


Fig. 13

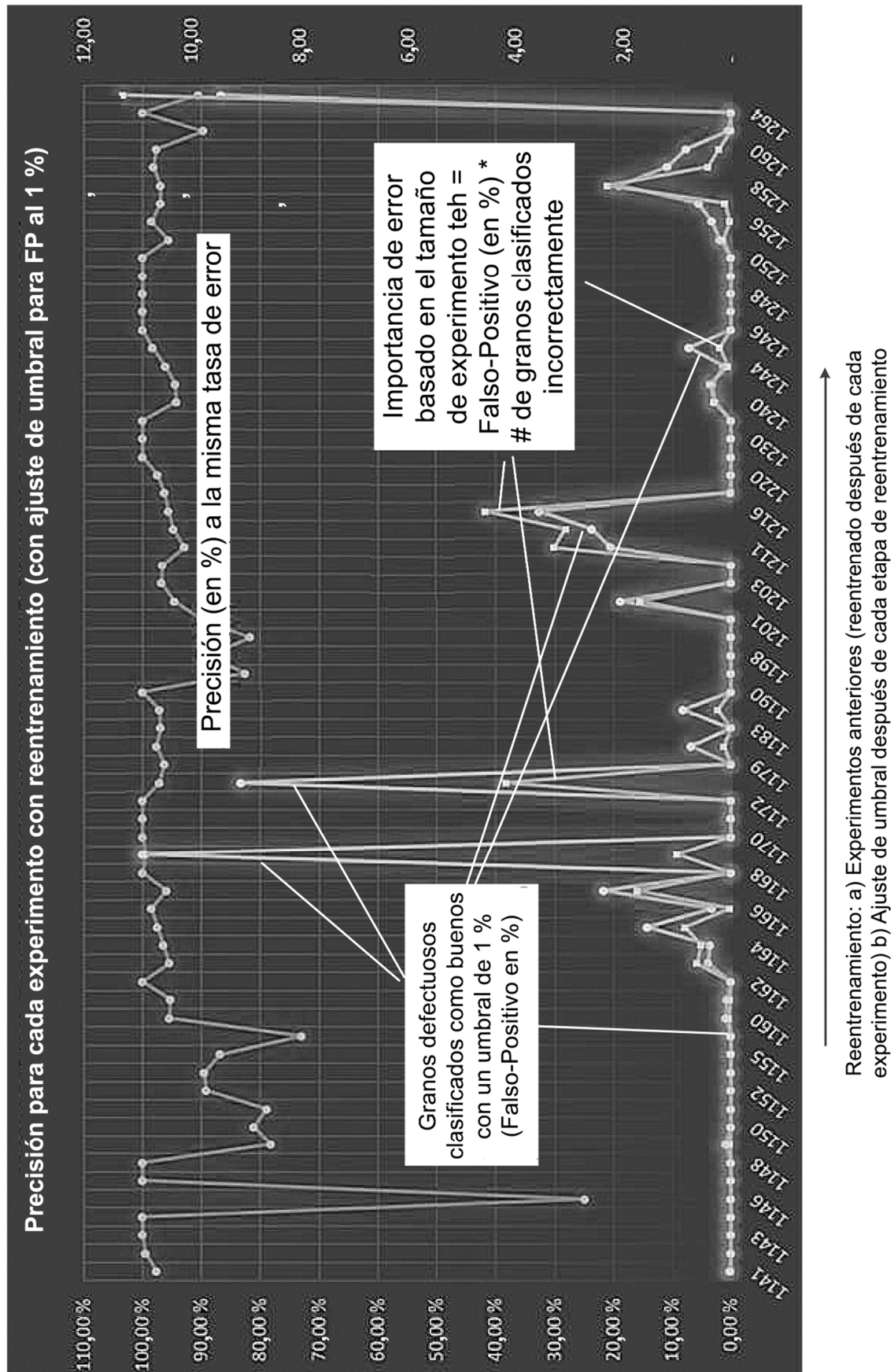


Fig. 14

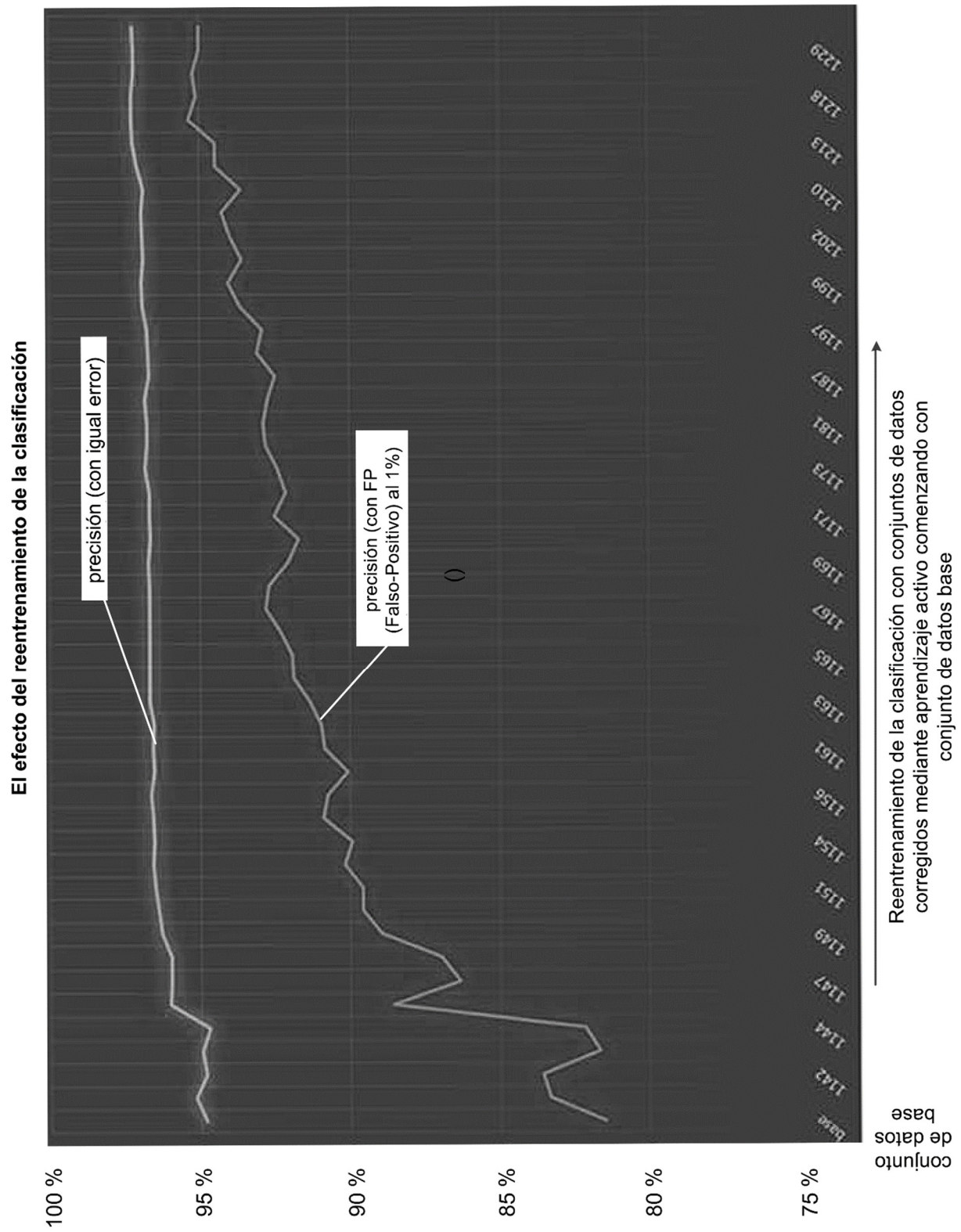


Fig. 15

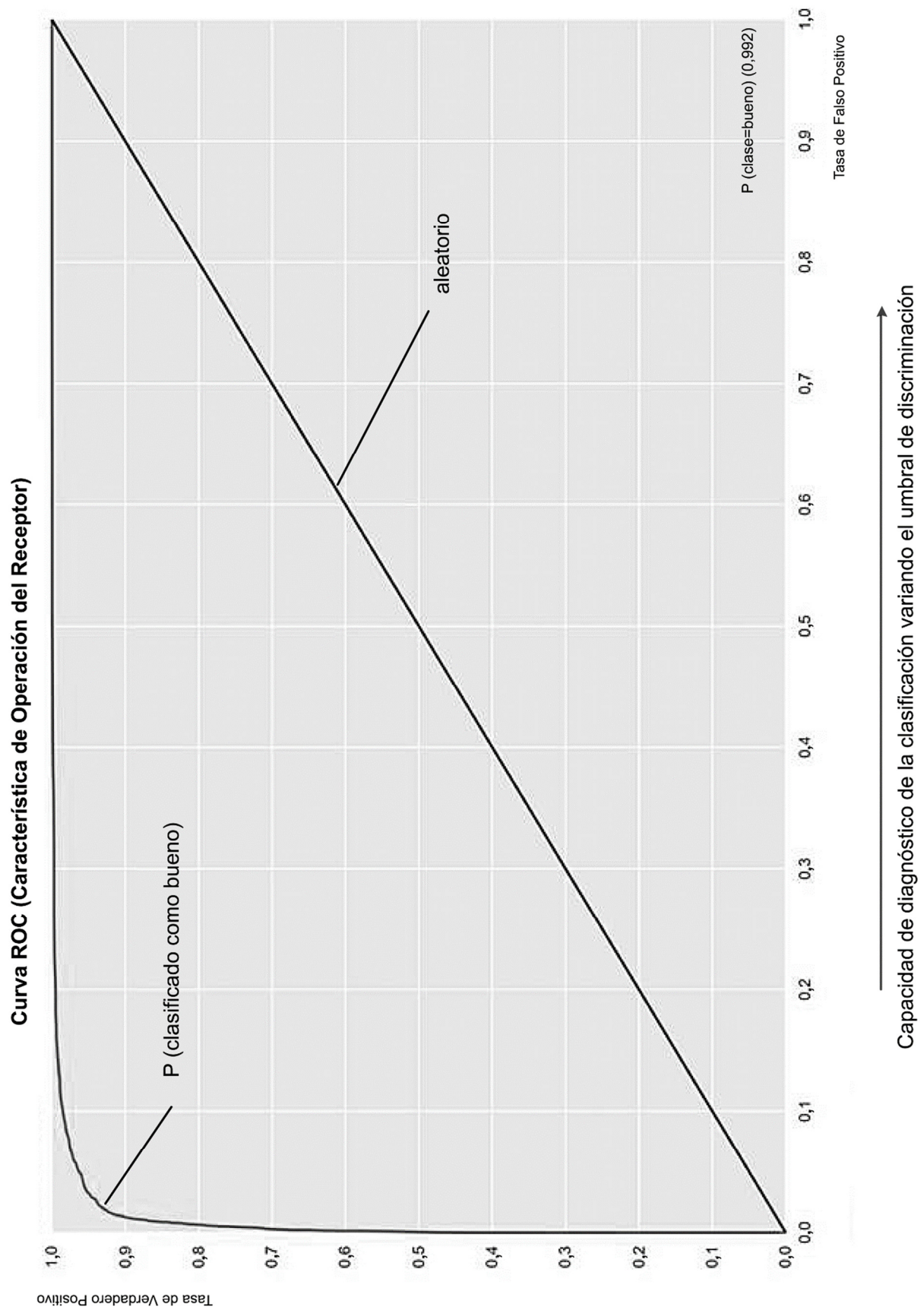


Fig. 16

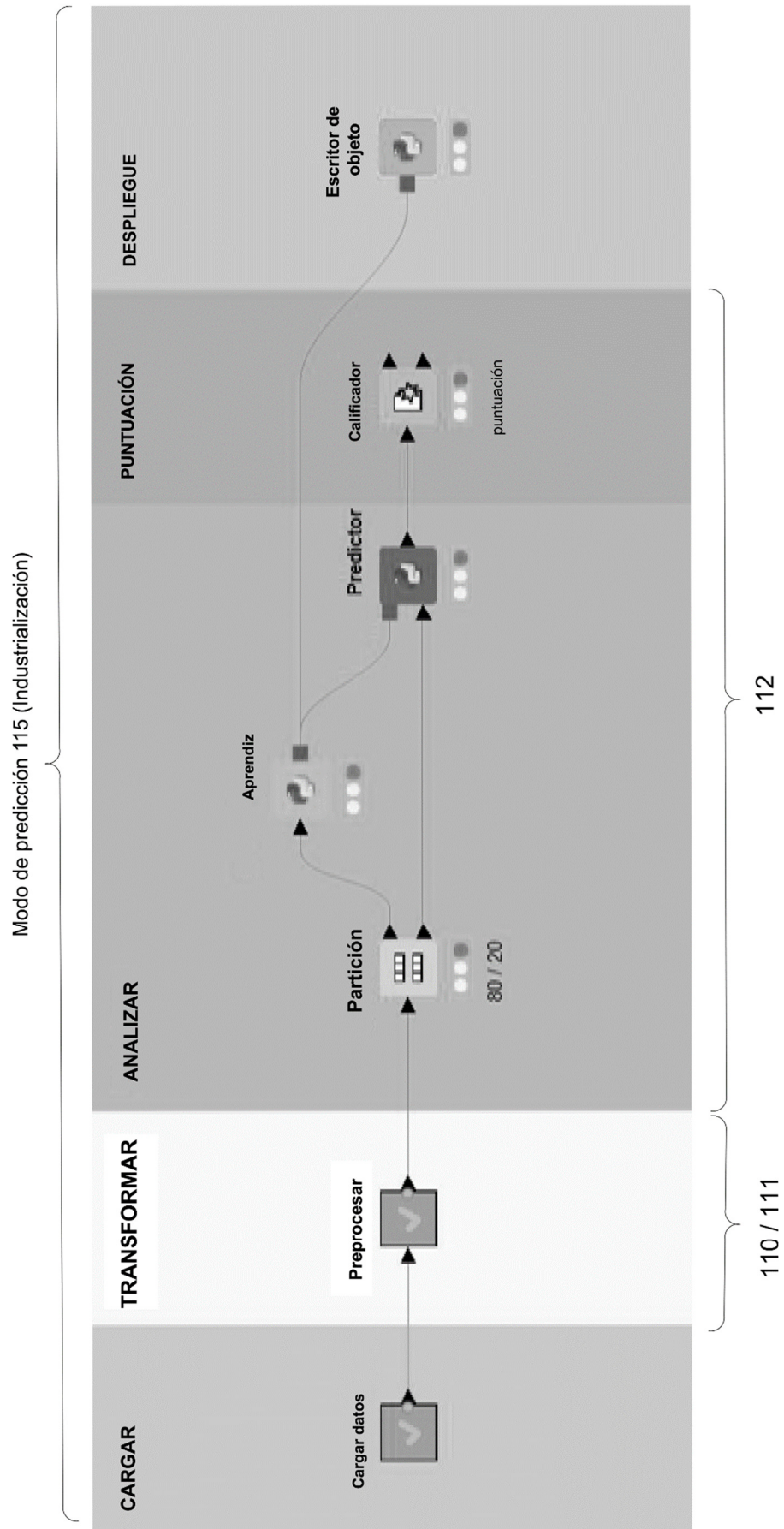


Fig. 17

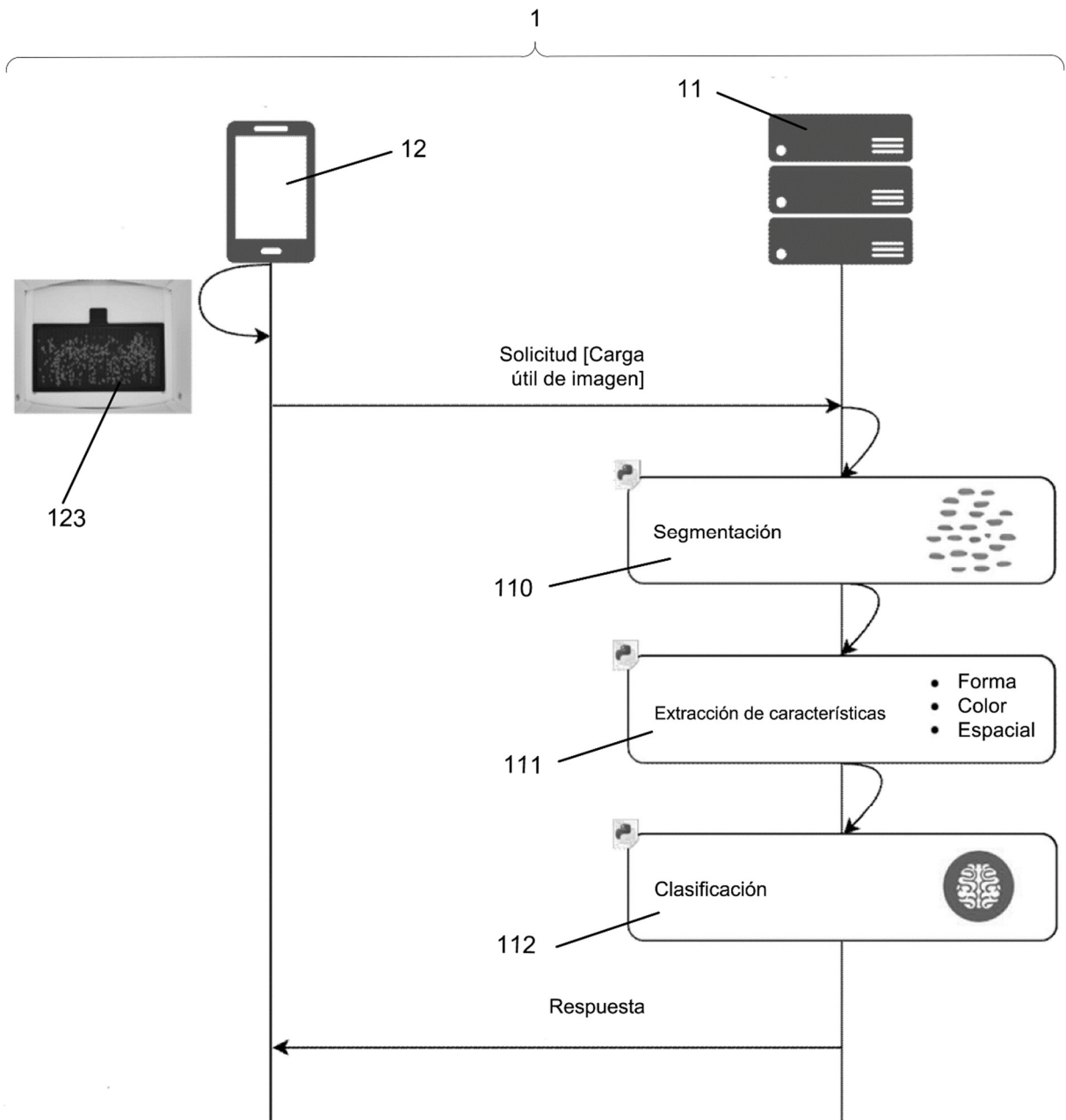


Fig. 18

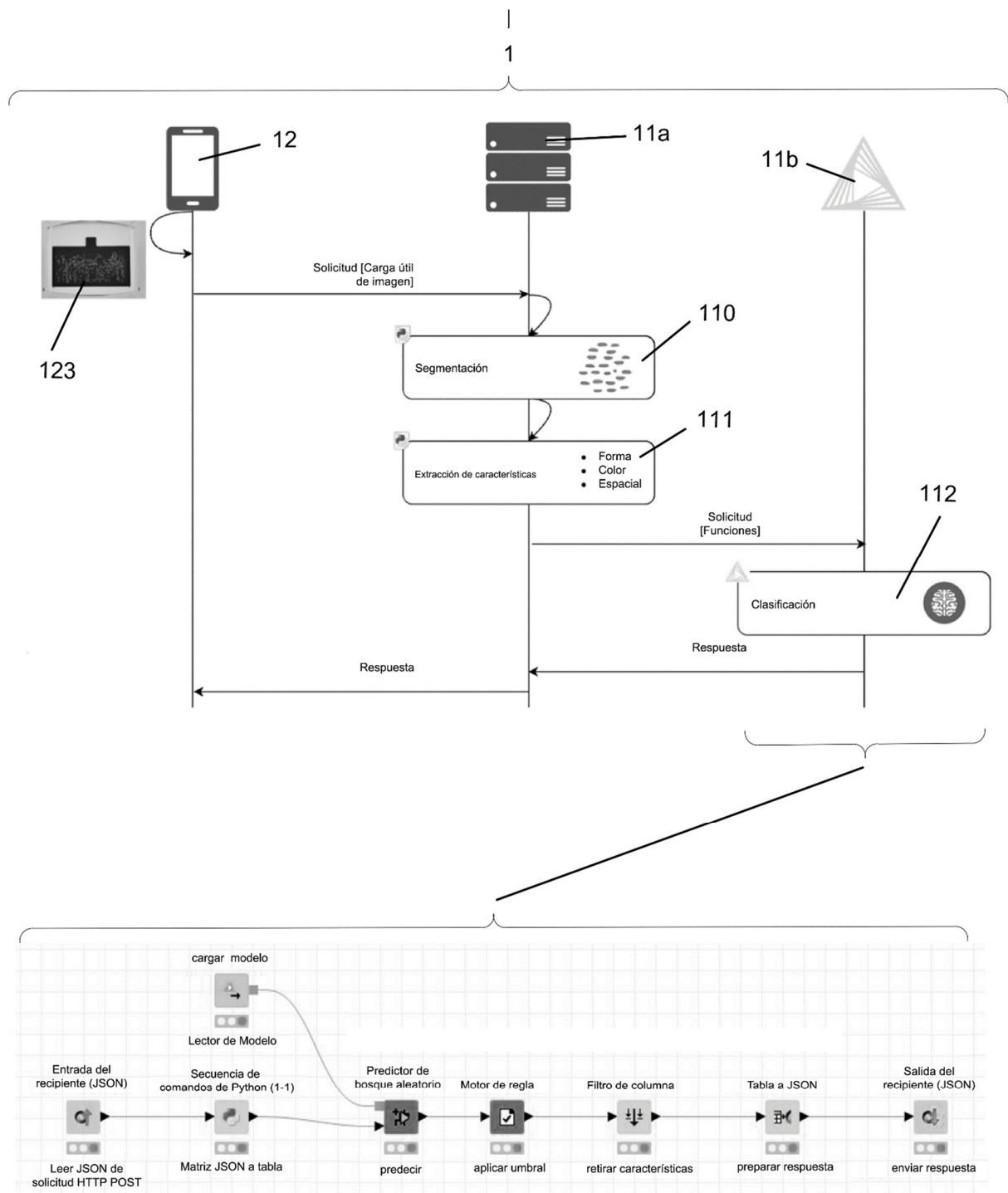


Fig. 19

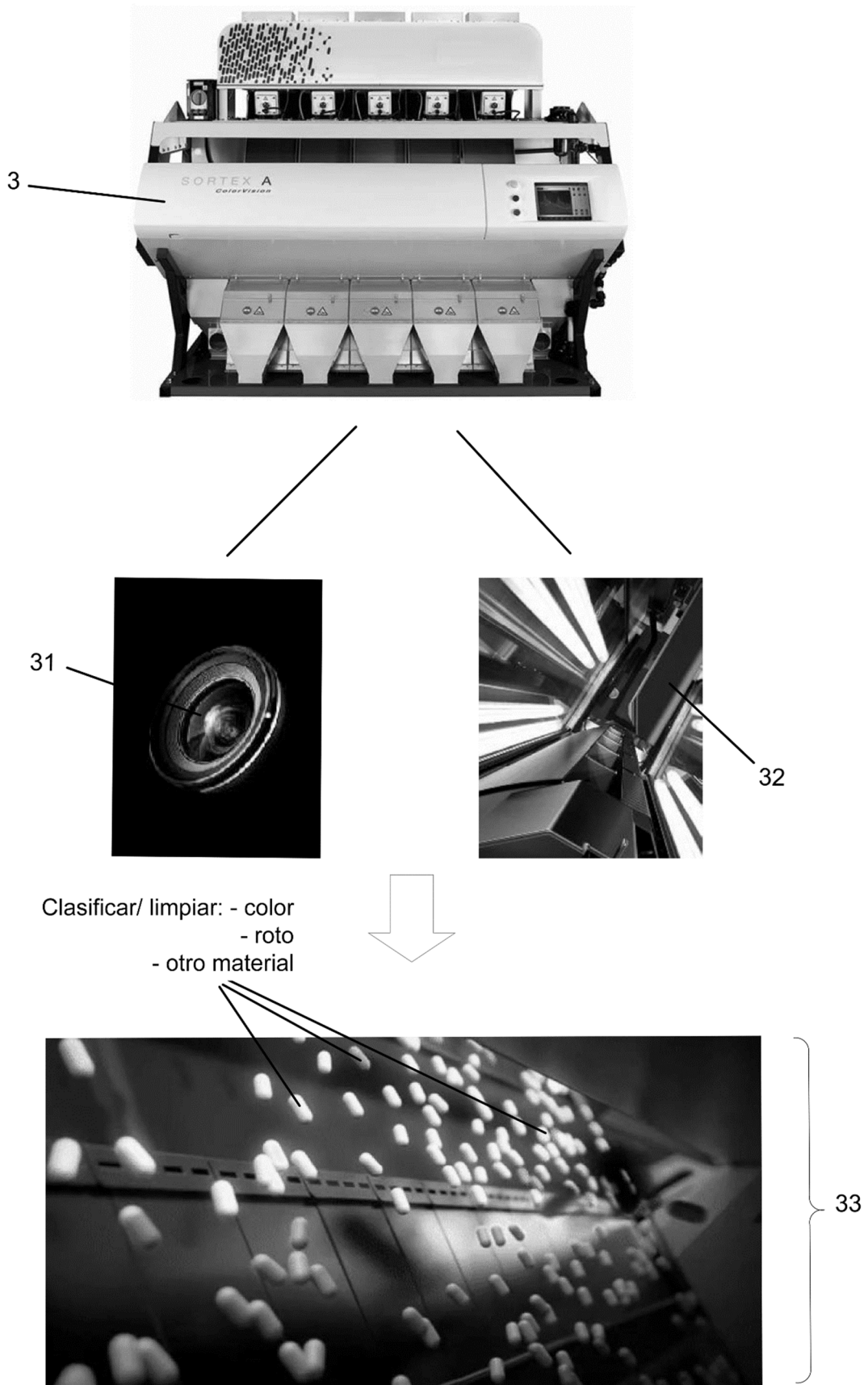


Fig. 20

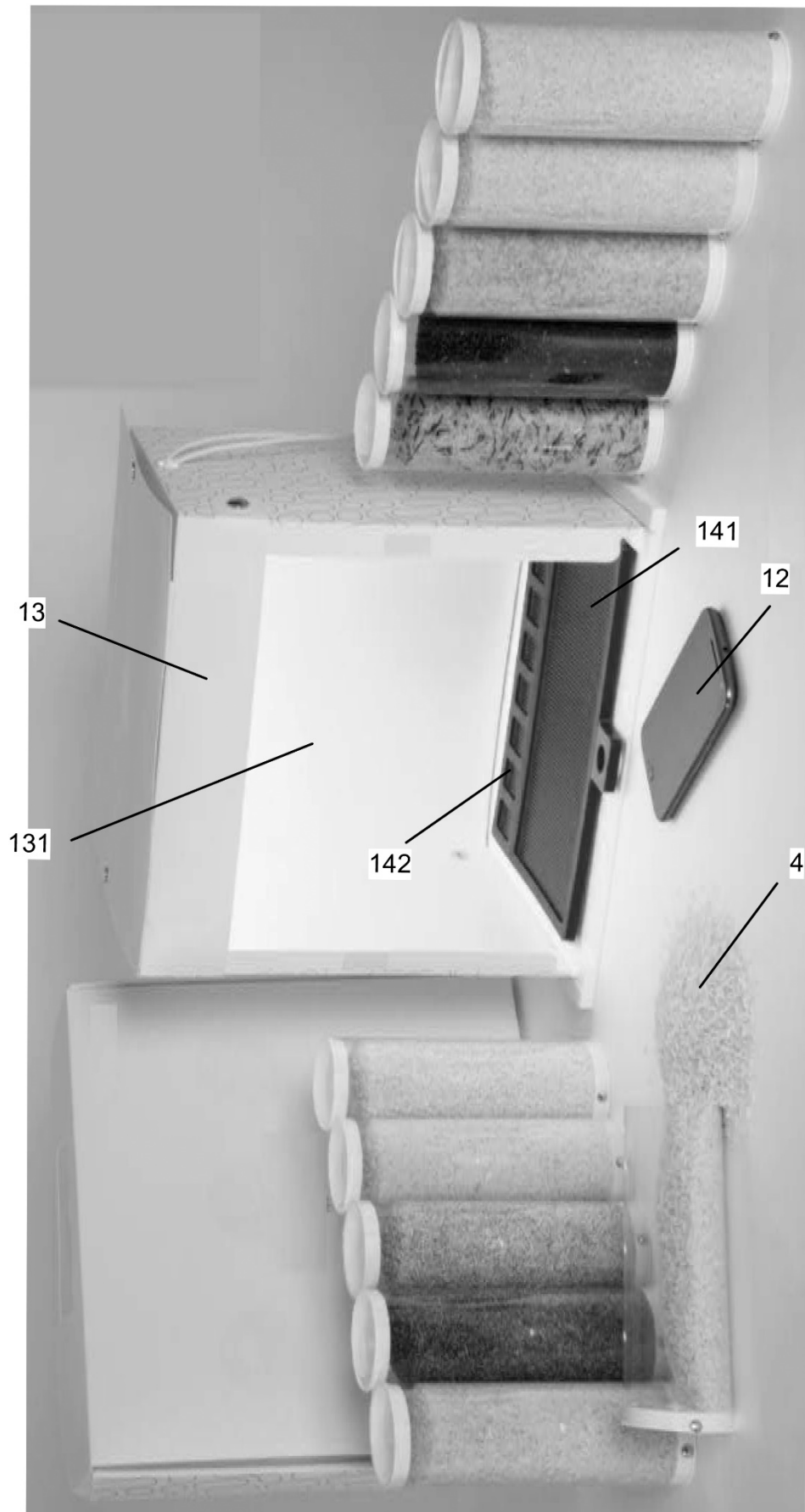


Fig. 21

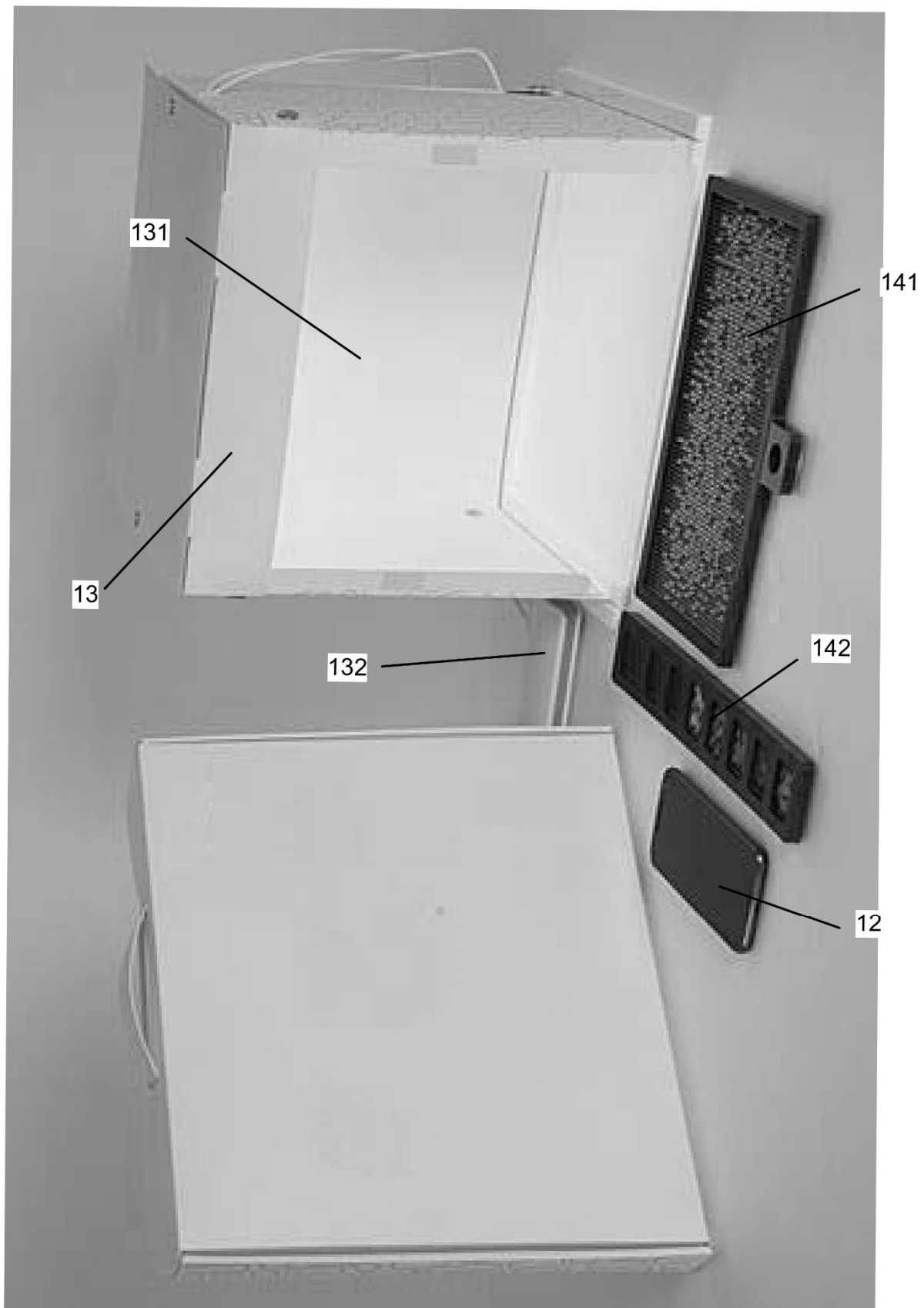


Fig. 22