PLATAFORMA DE INSPECCIÓN PARA LA OBTENCIÓN DE MAPAS 2D y 3D DE UN CULTIVO

José M. Bengochea-Guevara

Centro de Automática y Robótica. CSIC-UPM. Arganda del Rey. 28500 Madrid, jose.bengochea@csic.es

Dionisio Andújar

Centro de Automática y Robótica. CSIC-UPM. Arganda del Rey. 28500 Madrid, dionisioandujar@hotmail.com

Jesús Conesa-Muñoz

Centro de Automática y Robótica. CSIC-UPM. Arganda del Rey. 28500 Madrid, jesus.conesa@csic.es

Angela Ribeiro

Centro de Automática y Robótica. CSIC-UPM. Arganda del Rey. 28500 Madrid, angela.ribeiro@csic.es

Resumen

El concepto de Gestión Integrada de Plagas (GIP) ha surgido en los últimos años con el fin de lograr un manejo sostenible de los cultivos reduciendo, entre otras cosas, la cantidad de agroquímicos empleados y con ello el impacto medioambiental. Un elemento clave es la monitorización o inspección continua de los cultivos para asegurar la detección temprana de plagas. En este artículo se presenta una plataforma móvil terrestre capaz de inspeccionar dos tipos de escenarios: los cultivos anuales (maíz, cereales, etc) y los cultivos plurianuales (árboles frutales, viñedos, etc).

Palabras Clave: vehículo de inspección de cultivos, reconstrucción 3D, sensor Kinect v2, Gestión Integrada de Plagas.

1 INTRODUCCIÓN

La tierra para uso agrícola representa el uso principal del suelo en la Unión Europea (UE) con el 40% de la superficie total terrestre [12]. En 2012, más del 60% de la superficie agrícola de la Unión Europea se utilizó para cultivos anuales (cereal, maíz, etc), mientras que el 6% se usó para cultivos plurianuales (olivos, viñas, frutales, etc). Por otra parte, un importante problema al que se enfrentan los agricultores son las plagas, en otras palabras patógenos de plantas, invertebrados y malas hierbas, que reducen significativamente la producción agrícola, siendo responsables de aproximadamente un 40% de reducción global sobre el rendimiento potencial de los cultivos [17] mediante la transmisión de enfermedades, alimentándose de los cultivos o compitiendo con las plantas de cultivo como en el

caso de las malas hierbas. Para hacerse una idea, se estima que la cantidad de cultivo que consumen los insectos sería suficiente para alimentar a más de mil millones de personas [8]. Este escenario puede empeorar con el establecimiento de plagas exóticas favorecido por el cambio climático. Así, el clima cada vez más cálido y húmedo del norte de Europa favorece el desarrollo de enfermedades, mientras que las condiciones más secas y cálidas en el sur originarán plagas de insectos. A modo de ejemplo, la literatura indica que cada 10 meses una nueva plaga agrícola penetra en el sur de Europa moviéndose hacia el norte al cambiar las condiciones [18]. Hoy en día la mayoría de los agricultores y productores en la UE dependen de los pesticidas químicos de amplio espectro, aunque sus efectos negativos conducen a problemas difíciles de resolver como la aparición de plagas secundarias y de resistencia, lo que ha llevado a la UE a aprobar una legislación que prohíbe un número importante de productos plaguicidas químicos sintéticos (Reglamento CE nº 1107/2009 y Directiva 2009/128/CE del Parlamento Europeo y del Consejo). Este nuevo escenario impulsa acciones encaminadas a lograr un uso sostenible de los pesticidas mediante la reducción del impacto en la salud humana y el medioambiente, promoviendo el concepto de Gestión Integrada de Plagas (GIP), en el que una etapa fundamental es la monitorización o inspección continua de los cultivos. En campos pequeños esta vigilancia la pueden realizar eficazmente operarios, pero en grandes extensiones esta opción es inviable. La forma de proceder actualmente es realizar únicamente observaciones de muestreo en puntos determinados del campo. Por lo tanto, el desarrollo de tecnologías que permitan la inspección autónoma y continua de campos de cultivos es una cuestión pendiente de gran interés.

En este contexto, el Ministerio de Economía y Competitividad (MINECO) ha financiado, dentro de su Programa Estatal, el proyecto de investigación titulado: *Integración de información multisensorial y aprendizaje automático para la detección, caracterización y reconocimiento preciso de estructuras naturales en campos de cultivo* (3DWeed). El objetivo principal de este proyecto es proporcionar las herramientas tecnológicas necesarias en el desarrollo de sistemas de Gestión Integrada de Malas hierbas (GIM). El proyecto se estructura en torno a dos escenarios: los sistemas de producción de cereales de secano que prevalecen en el centro de España y los sistemas de viñedo basados en el uso de riego deficitario. Para ambos escenarios se está desarrollando un sistema de inspección compuesto por una plataforma móvil terrestre que integra un sistema multisensorial. La información proporcionada por los sensores de a bordo se utiliza para la caracterización y el reconocimiento de las plantas de cultivo (cereales y vid) y malas hierbas (*B. diandrus*, *P. rhoeas*, *C. dactylon* y *C. arvensis*). Además, se está trabajando en la integración de la información adquirida en mapas 2D y 3D de los cultivos a fin de llevar a cabo la inspección preventiva y predictiva de las plantas, que es vital para optimizar el manejo del cultivo. En pocas palabras, el propósito del proyecto es la generación de la tecnología básica sobre la cual construir un sistema de detección temprana (es decir, días antes de la detección por parte de un operario) de los síntomas en las plantas causados por plagas y enfermedades. Esta detección temprana es un paso esencial en la Gestión Integrada de Plagas y posibilita la realización de tratamientos más eficaces, ahorrando en la cantidad de pesticida utilizado.

En la actualidad se está trabajando en la integración en la plataforma terrestre de un sistema de navegación por control remoto. Además, se integrarán en el vehículo dos tipos de navegación con el fin de que pueda inspeccionar de manera autónoma un campo de cultivo con cobertura total. La plataforma será capaz de navegar: 1) guiada por la información proporcionada por un receptor GPS con corrección RTK; navegación apropiada para los cultivos de cereales o los cultivos leñosos, y 2) guiada por la detección en tiempo real de algún elemento de interés, tal como la línea del cultivo; navegación apropiada para los cultivos que se siembran con distancia entre líneas suficiente para que circule la maquinaria sin pisar el cultivo, como en el caso del maíz. Para lograr el objetivo de navegar autónomamente, se tiene la experiencia de haber desarrollado previamente un prototipo de pequeñas dimensiones de vehículo de inspección de cultivos [4].

2 MATERIAL Y MÉTODOS

Para el desarrollo del vehículo de inspección se ha utilizado como plataforma móvil base, un Renault Twizy modelo Urban 80 (Figura 1). Es un vehículo eléctrico compacto, con cero emisiones en uso. Tiene una longitud de 2'32 metros, una anchura de 1'19 metros y una altura de 1'46 metros. El modelo Urban 80 puede alcanzar los 80 km/h. Está alimentado por un motor eléctrico de 13 kW, con una transmisión automática suave de una sola marcha y un paquete compacto de baterías de iones de litio. Gracias a su motor eléctrico, el vehículo no tiene vibraciones, lo que resulta una gran ventaja a la hora de capturar información con los sensores de a bordo. Asimismo el Twizy es capaz de moverse sin dificultades a la velocidad requerida para la recogida de información en el campo, es decir unos 3 Km/h. Por último, destacar que puede recorrer hasta un máximo de 80 km con una carga de 3 horas y media.

Figura 1: Renault Twizy

Con el fin de inspeccionar los cultivos, se integran en la plataforma móvil dos cámaras:

1) Una cámara Kinect v2 (Figura 2), sensor RGB-D desarrollado por Microsoft, que suministra, con una frecuencia de adquisición de 30Hz, imágenes de profundidad de 512×424 píxeles e imágenes RGB de 1920×1080 píxeles. El sensor de profundidad de la Kinect v2 utiliza la tecnología de ToF (tiempo-de-vuelo), lo cual le permite trabajar al aire libre, a diferencia de la Kinect v1, muy sensible a la luz del sol debido a la utilización de un patrón de luz estructurada para obtener la información de profundidad.

La Kinect v2 está conectada, mediante un conector USB 3.0, al ordenador de a bordo compuesto por un procesador Intel Core i7-4771@3.5GHz, 16 GB de memoria RAM, y una tarjeta gráfica NVIDIA GeForce GTX 660.

Figura 2: Kinect v2

2) Una cámara réflex digital de objetivo único, la cámara Canon EOS 7D (Figura 3). Está conectada a través de un conector USB a un ordenador portátil industrial instalado a bordo del vehículo; en concreto un ordenador Panasonic Toughbook CF-19, equipado con un procesador Intel Core i5-2520@2.5GHz y 2 GB de RAM. La cámara proporciona dos imágenes por segundo de 2592×1728 píxeles de resolución.

Figura 3: Canon EOS 7D

El equipo de abordo se complementa con un receptor GPS Hemisphere R220 con corrección RTK para georeferenciar los datos recogidos. El receptor GPS-RTK proporciona 10 localizaciones por segundo (10Hz) con un error inferior a 2 cm.

3 EXPERIMENTACIÓN

Una vez adaptado el vehículo e integrado todos los sensores y equipos necesarios en la plataforma, empezaron los muestreos en campos reales a finales de febrero de 2016. Durante los últimos meses se han sucedido los muestreos encaminados a estudiar la evolución de los cultivos y de las malas hierbas. Los muestreos se están llevando a cabo en los viñedos propiedad de Codorníu S.A. (Raimat, Lleida), en los campos de cereales de Muller (Lleida) y en los viñedos de la finca experimental “El Socorro” (Colmenar de Oreja, Madrid).

En la figura 4 se muestra la plataforma móvil durante el muestreo en Raimat a finales de febrero con los diferentes dispositivos integrados. Durante estos experimentos el vehículo fue tripulado, mostrando un buen desempeño en sus desplazamientos por el campo a la velocidad de muestreo requerida (3Km/h).

Figura 4: Plataforma de inspección durante el muestreo

El sensor Kinect v2 se enfocó a los viñedos con el fin de captar la información necesaria para reconstruir una imagen 3D del entorno de la viña y con ello caracterizar la estructura de la misma. La figura 5 muestra un ejemplo de la información proporcionada por el sensor Kinect v2.

(a)

(b)

Figura 5: (a) Imagen de color captada por el sensor Kinect v2 (b) Representación en color de la información de profundidad proporcionada por el sensor Kinect v2

La figura 5a muestra la información RGB de la escena proporcionada por la Kinect v2, mientras que la figura 5b muestra una representación en color de la información de profundidad (distancia de los objetos de la escena). En concreto, los objetos cercanos aparecen de color rojo, los lejanos en azul y los

objetos en el medio aparecen en varios tonos de naranja, amarillo, y verde.

Para la reconstrucción 3D de la escena se requiere de la fusión de las diferentes imágenes de profundidad solapadas que va captando el dispositivo. El método más utilizado en la reconstrucción 3D con la información del sensor Kinect v2 es el desarrollado por Microsoft (Kinect for Windows Software Development Kit 2.0, Kinectfusion [15]). Una de las desventajas importantes que presenta el método para la aplicación propuesta, es que la construcción está restringida a un volumen de 8 metros cúbicos. Por esta razón y tras estudiar diferentes métodos de reconstrucción 3D [11, 16, 22, 23], se optó por basar la reconstrucción 3D en el algoritmo descrito en [16] por proporcionar buenos resultados en la reconstrucción de grandes áreas a partir de la información directamente suministrada por el sensor Kinect. En pocas palabras, el sistema de reconstrucción 3D funciona del siguiente modo, para cada imagen de profundidad de entrada, se estima la posición y orientación de la cámara, tomando la que mejor alinea la imagen con el modelo reconstruido hasta el momento, es decir a partir de las imágenes anteriores. Se utiliza una variante del algoritmo Iterative Closest Point (ICP) [9] que compara la información de la imagen de profundidad actual con la información del modelo que se ha construido a fin de mejorar la precisión de la alineación y reducir la deriva. Después de obtener la posición de la cámara, se combina la información de profundidad de la nueva imagen de entrada con el modelo digital que se está creando. La información de profundidad nueva se fusiona con el modelo usando una media móvil ponderada. También se actualiza la información de color RGB utilizando una media móvil exponencial. Finalmente, a partir de toda la información recogida se obtiene el mallado que permite la reconstrucción 3D utilizando el algoritmo Marching Cubes [14].

Para verificar el correcto funcionamiento del algoritmo de reconstrucción 3D en el entorno agrícola en que se enmarca este proyecto, se probó el mismo con las imágenes suministradas por el sensor Kinect v2 durante el recorrido del vehículo de inspección por unas parcelas de viñedos comerciales (Codorniu, Raimat, Lleida) en febrero de 2016. Durante los muestreos se grabó la posición del sensor Kinect de forma continua a partir de la señal proporcionada por el receptor GPS-RTK (10Hz). Posteriormente, en la etapa de reconstrucción, estas localizaciones, con un error en posición por debajo de los 2 cm, se utilizaron para mejorar la precisión del mapa 3D mediante un proceso de reconstrucción por tramos que armonizaba la posición de los puntos de la nube del modelo digital con las posiciones GPS tomadas durante el muestreo. Además la reconstrucción 3D mantiene las proporciones por lo

que se pueden estimar valores importantes, como por ejemplo la altura, para determinar la arquitectura de la viña y fundamentales en la gestión de la explotación y en la detección temprana de problemas. En la figura 6 se muestra la reconstrucción 3D de una fila de viñedos durante uno de los recorridos. Asimismo en la figura 7 se puede apreciar la estructura del mallado obtenida a partir de una nube de puntos.

Figura 6: Reconstrucción 3D de una fila de viñedos

Figura 7: Detalle de la reconstrucción 3D de un viñedo en el que se aprecia el mallado obtenido a partir de la nube de puntos.

En muestreos posteriores en los mismos viñedos, en mayo de 2016, ya aparecen hojas en las imágenes recogidas, lo que ayuda a estimar el volumen foliar por tramos, segmentando por color las zonas con componente verde, o lo que es lo mismo, aislando los puntos de la nube que pertenecen a capa vegetal, para posteriormente obtener la estructura del mallado. Tanto la reconstrucción como la estimación de parámetros se realizan de modo automático con los procedimientos que se están poniendo a punto basados en la experiencia previa del grupo [1][2][3].

En lo que respecta a la cámara Canon, durante los muestreos se situó en la parte delantera enfocándose a hacia el suelo, es decir a la zona de cubierta. El propósito era, tanto en las parcelas de viñedos como en los campos de cereal, capturar secuencias de imágenes para posteriormente construir un mapa 2D de la cubierta y el cultivo, sobre el que determinar las áreas de las malas hierbas y estimar el estado el

cultivo y la cubierta. Todas las imágenes tomadas con la cámara Canon llevan asociada la localización obtenida con el receptor GPS-RTK. Tanto la generación del mapa 2D como como la detección de los rodales de malas hierbas y la estimación del estado del cultivo y cubierta se realizan de forma automática con una serie de procedimientos que se están poniendo a punto basados en la experiencia previa del grupo [5][6][7][13][19][20][21].

Algunos ejemplos de las imágenes adquiridas por la cámara Canon se pueden ver en las figuras 8a, 9a y 10a, en las que se pueden distinguir diferentes estados de la cubierta vegetal y diferentes tipos de malas hierbas. Las figuras 8a y 9a se tomaron en las parcelas de viñedos (Codorniu, Raimat, Lleida) en febrero de 2016, mientras que la figura 10a muestra una captura en un campo de cereal (Muller, Lleida) en la misma fecha. Por otra parte, en las figuras 8b, 9b y 10b se muestra el resultado preliminar del procedimiento que se está desarrollando para segmentar la zona de la capa vegetal que en estas fechas presenta una tonalidad verde. El procedimiento se basa en los métodos propuestos y desarrollados por el grupo en trabajos previos [5] [6] [20]. La segmentación se obtiene a partir de una combinación lineal de los planos de color RGB seguida de una umbralización. En el caso de la cubierta del viñedo, las zonas verdes en febrero, época en la que se realiza el tratamiento, incluyen las malas hierbas que se quieren detectar y tratar, de modo que, al menos inicialmente, no es necesario hacer distinciones entre las distintas zonas verdes.

(a)

(b)

Figura 8: (a) Imagen de la cubierta de la viña y resultado de la segmentación que aísla la capa vegetal de color verde (b).

(a)

(b)

Figura 9: (a) Imagen de la cubierta de la viña. Se observan restos de la poda (sarmientos). (b) Resultado de la segmentación.

El caso del cereal es muy distinto ya que en febrero, época de tratamiento, toda la capa vegetal es de color verde e incluye, por tanto, el cultivo y los rodales de malas hierbas. Para un tratamiento de precisión será necesario distinguir entre mala hierbas y las líneas de cereal [5] [7].

(a)

(b)

Figura 10: (a) Imagen del campo de cereal. (b) Segmentación de la capa vegetal. Se observan errores en la siembra del cultivo que es ecológico lo que dificultaría el trazado de las líneas de cultivo.

4 CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

El concepto de Gestión Integrada de Plagas ha surgido en los últimos años con el objetivo, entre otros, de reducir la cantidad de agroquímicos que se utilizan en un cultivo y lograr un manejo sostenible reduciendo el impacto medioambiental. En este trabajo, se describen someramente algunos resultados preliminares del proyecto de investigación del Plan Estatal 3DWeed cuyo objetivo es diseñar y desarrollar tecnología de monitorización/inspección del cultivo que se integren en un Sistema de Gestión de Plagas.

Se ha puesto a punto una plataforma móvil de inspección, basada en un vehículo eléctrico, capaz de realizar la exploración en dos tipos de escenarios: cultivos anuales (maíz, cereal, etc) y cultivos plurianuales (huertos, viñedos, etc). Se ha comprobado el correcto funcionamiento del vehículo y de la dotación sensorial en los muestreos realizados en campos reales.

Con la información adquirida, se está trabajando en la detección, caracterización y reconocimiento de plantas de cultivo (vid, cereal) y malas hierbas (*B. diandrus*, *P. rhoeas*, *C. dactylon*, *C. arvensis*), y en la generación de mapas de cultivo (2D y 3D). Además, se está trabajando en el control de navegación de la plataforma con el objetivo de que pueda inspeccionar autónomamente los campos cubriendo, con un plan adecuado [10], todo el cultivo. Se integrarán dos tipos de navegación en los próximos meses: 1) guiada por la información proporcionada por el receptor GPS RTK, adecuada para la navegación en los cultivos extensivos en hileras estrechas, tales como el cereal y en viñedos, frutales, etc. y 2) guiada mediante la detección de algunos elementos de interés, como líneas de cultivo, navegación apropiada en aquellos casos en los que no se puede pisar el cultivo, como por ejemplo el maíz.

Agradecimientos

Este trabajo está siendo financiado en su totalidad por el proyecto del Plan Estatal “Integración de información multisensorial y aprendizaje automático para la detección, caracterización y reconocimiento preciso de estructuras naturales en campos de cultivo” (AGL2014-52465-C4-3-R). Los autores agradecen a Jordi Recasens y su equipo (Grupo de investigación de Malherbología y Ecología Vegetal de la Universitat de Lleida) su inestimable ayuda en las pruebas de campo. También agradecen a Damián Rodríguez su apoyo técnico continuo.

Referencias

- [1] Andújar, D., Dorado, J., Fernández-Quintanilla, C., & Ribeiro, A. (2016). An Approach to the Use of Depth Cameras for Weed Volume Estimation. *Sensors*, 16(7), 972.
- [2] Andújar, D., Ribeiro, A., Fernández-Quintanilla, C., & Dorado, J. (2016). Using depth cameras to extract structural parameters to assess the growth state and yield of cauliflower crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 122, 67-73.
- [3] Andújar, D., Rosell-Polo, J. R., Sanz, R., Rueda-Ayala, V., Fernández-Quintanilla, C., Ribeiro, A., & Dorado, J. (2016). A LiDAR-Based System to Assess Poplar Biomass. *Gesunde Pflanzen*, 1-8.
- [4] Bengochea-Guevara, J. M., Conesa-Muñoz, J., Andújar, D., & Ribeiro, A. (2016). Merge Fuzzy Visual Servoing and GPS-Based Planning to Obtain a Proper Navigation Behavior for a Small Crop-Inspection Robot. *Sensors*, 16(3), 276.
- [5] Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Guijarro, M., & Pajares, G. (2011). Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(2), 337-346.
- [6] Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Tellaeche, A., Pajares, G., & Fernández-Quintanilla, C. (2010). Analysis of natural images processing for the extraction of agricultural elements. *Image and Vision Computing*, 28(1), 138-149.
- [7] Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Tellaeche, A., Pajares, G., & Fernández-Quintanilla, C. (2009). Improving weed pressure assessment using digital images from an experience-based reasoning approach. *Computers and electronics in agriculture*, 65(2), 176-185.
- [8] Birch, A.N.E., Begg, G.S. & Squire G.R. (2011). How agro-ecological research helps to address food security issues under new IPM and pesticide reduction policies for global crop production systems. *Journal of Experimental Botany* 62, 3251-3261.
- [9] Chen, Y., & Medioni, G. (1992). Object modelling by registration of multiple range

- images. *Image and Vision Computing* 10(3), 145–155.
- [10] Conesa-Muñoz, J., Bengochea-Guevara, J.M., Andújar, D. & Ribeiro, A. (2016). Route planning for agricultural tasks: a general approach for fleets of autonomous vehicles in site-specific herbicide applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 204-220.
- [11] Chen, J., Bautembach, D., & Izadi, S. (2013). Scalable real-time volumetric surface reconstruction. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 32(4), 113.
- [12] Eurostat. (2016). <http://ec.europa.eu/eurostat/web/agri-environmental-indicators/overview>.
- [13] Guijarro, M., Pajares, G., Riomoros, I., Herrera, P. J., Burgos-Artizzu, X. P., & Ribeiro, A. (2011). Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1), 75-83.
- [14] Lorensen, W. E., & Kline, H. E. (1987). Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm. In *Proceedings of the 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH '87*, ACM, (pp. 163–169).
- [15] Newcombe, R. A., Izadi, S., Hilliges, O., Molyneaux, D., Kim, D., Davison, A. J., Kohli, P., Shotton, J., Hodges, S., & Fitzgibbon, A. (2011). KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking. In *Mixed and augmented reality (ISMAR)*, 10th IEEE international symposium on (pp. 127-136).
- [16] Niessner, M., Zollhöfer, M., Izadi, S., & Stamminger, M. (2013). Real-time 3d reconstruction at scale using voxel hashing. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 32(6), 169.
- [17] Oerke, E.C., Dehne, H.W., Schnbeck, F. & Weber, A. (1994). Crop production and crop protection: estimated losses in major food and cash crops. Elsevier, Amsterdam, Netherlands.
- [18] Reddy, P. (2015). *Climate Resilient Agriculture for Ensuring Food Security*. Springer, India.
- [19] Ribeiro, A., Ranz, J., Burgos-Artizzu, X. P., Pajares, G., Sanchez del Arco, M. J., & Navarrete, L. (2011). An image segmentation based on a genetic algorithm for determining soil coverage by crop residues. *Sensors*, 11(6), 6480-6492.
- [20] Ribeiro, A., Fernández-Quintanilla, C., Barroso, J., García-Alegre, M. C. (2005). Development of an image analysis system for estimation of weed pressure. *Precision Agriculture*, 5, 169-174.
- [21] Sainz-Costa, N., Ribeiro, A., Burgos-Artizzu, X. P., Guijarro, M., & Pajares, G. (2011). Mapping wide row crops with video sequences acquired from a tractor moving at treatment speed. *Sensors*, 11(7), 7095-7109.
- [22] Steinbrucker, F., Kerl, C., & Cremers, D. (2013). Large-scale multi-resolution surface reconstruction from RGB-D sequences. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (pp. 3264-3271).
- [23] Whelan, T., Kaess, M., Fallon, M., Johannsson, H., Leonard, J., & McDonald, J. (2012). Kintinuous: Spatially extended kinectfusion. *Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory Technical Report MIT-CSAIL-TR-2012-020*.