



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO**  
DOCTORADO EN CIENCIAS BIOMÉDICAS  
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES BIOMÉDICAS

INTEGRACIÓN DE INFORMACIÓN SOMATOSENSORIAL EN LA CORTEZA  
PARIETAL MEDIANTE ANÁLISIS MULTIVARIADO.

TESIS  
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:  
DOCTOR EN CIENCIAS

PRESENTA:  
RAÚL HERNÁNDEZ PÉREZ

DIRECTOR DE TESIS:  
DR. VÍCTOR HUGO DE LAFUENTE FLORES  
INSTITUTO DE NEUROBIOLOGÍA, UNAM  
COMITÉ TUTOR:  
DR. FERNANDO ALEJANDRO BARRIOS ÁLVAREZ  
INSTITUTO DE NEUROBIOLOGÍA, UNAM  
DR. LUIS LEMUS SANDOVAL  
INSTITUTO DE FISIOLÓGÍA CELULAR, UNAM

CIUDAD UNIVERSITARIA, CD. MX., OCTUBRE 2017



Universidad Nacional  
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

**Biblioteca Central**



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

## Índice

Índice.....	2
Resumen .....	4
Abstract .....	5
Introducción.....	6
Los receptores y su papel en el reconocimiento de la forma .....	6
Vías funcionales para la información somatosensorial .....	8
¿Qué es? y ¿dónde está? .....	9
Microgeometría y macrogeometría .....	11
Redes cerebrales involucradas en el procesamiento de la forma.....	14
Participación de la vía visual en el reconocimiento de formas.....	17
¿Por qué la resonancia magnética funcional? .....	21
Análisis de patrones multivariado .....	22
Planteamiento del problema.....	24
Objetivo .....	25
Hipótesis.....	25
Métodos.....	26
Estímulos .....	26
Tarea y diseño experimental.....	26

Participantes y adquisición de imágenes .....	28
Multivariate pattern analysis .....	29
Procesamiento de imágenes y análisis de patrones .....	30
Corrección por clúster .....	33
Hyperalignment .....	34
Resultados .....	36
Discusión y conclusiones .....	45
Referencias .....	48
Anexo 1. Tactile object categories can be decoded from the parietal and lateral-occipital cortices .....	61
Anexo 2. Consentimiento informado .....	71
Anexo 3. Lista de publicaciones asociadas al proyecto .....	73
Publicaciones.....	73
Cursos impartidos.....	73
Presentaciones en congresos.....	73

## Resumen

Los sistemas sensoriales adquieren información sobre los objetos de nuestro entorno, diferentes regiones cerebrales se encargan de segmentar dicha información y detectar características específicas de cada objeto. En el sistema visual, existe evidencia de que una región en el lóbulo temporal, conocida como complejo lateral occipital (LOC), integra información visual y responde consistentemente a categorías a las que pertenecen objetos observados. En el caso del sistema somatosensorial, LOC se ha asociado al reconocimiento de forma, sin embargo, se desconoce si esta región también codifica categorías de objetos si estos son explorados mediante el tacto. Para contestar, se analizó mediante resonancia magnética funcional (fMRI) y análisis de patrones multivariado la actividad cerebral asociada a la exploración táctil de objetos pertenecientes a 10 categorías (cucharas, instrumentos de escritura, botellas, juguetes de peluche, libros, cuerdas, pelotas, vasos, objetos tridimensionales pseudo-aleatorios y lijas) en 10 participantes humanos. Los resultados mostraron que, regiones parietales, así como LOC, pudieron predecir significativamente la categoría asociada a los objetos. Adicionalmente, un análisis grupal basado en hiperlineación, mostró que los patrones de actividad eran similares entre participantes. En conjunto, los resultados indican que la exploración táctil de objetos genera patrones de actividad específica para diferentes categorías y que estos patrones son similares entre individuos.

## Abstract

The sensorial systems acquire information about the objects that surround us, different cerebral regions segment such information and detect specific characteristics about each object. In the visual system, there is evidence that a region in the temporal lobe, known as the lateral occipital complex (LOC), integrates visual information and responds consistently to categories at which the objects belong. In the case of the somatosensory system, LOC has been associated to the recognition of shape, but less is known about this region's involvement in the recognition of categories of objects explored through the somatosensory system. To address this, we analyzed through functional magnetic resonance imaging (fMRI) and multivariate pattern analysis the neuronal activity associated to the exploration of 10 categories (spoons, stuffed toys, bottles, pens, books, balls, strings, drinking glasses, pseudorandom 3D shapes, and square sandpapers with different roughness) in 10 human participants. The results showed that, parietal regions and LOC can predict above chance the category associated to the objects. Additionally, a group analysis based in hyperalignment showed that the patterns of activity associated to the categories were similar between participants. Altogether, the results indicate that the tactile exploration of objects generates specific patterns of activity associated to categories, and that these patterns are similar among individuals.

## Introducción

### Los receptores y su papel en el reconocimiento de la forma

La percepción de la forma en el sistema somatosensorial se construye con la combinación de actividad simultánea de los mecanorreceptores de la piel y las articulaciones. En particular, las neuronas aferentes que inervan estos mecanorreceptores cutáneos se pueden dividir en tres: adaptación lenta tipo 1 (AL1), adaptación lenta tipo 2 (AL2) y adaptación rápida (AR) (Figura 1). Estas aferentes funcionan como el primer paso en el procesamiento de la forma, por ejemplo, investigaciones han mostrado que estas aferentes tienen cierto grado de selectividad a la dirección de la fuerza de contacto entre los dedos y un objeto (Birznieks, Jenmalm, Goodwin, y Johansson, 2001; Johansson y Birznieks, 2004). Johansson y Flanagan (2009) propusieron que existen grupos de neuronas detectoras de coincidencia (e. g. núcleo cuneatus y médula espinal) que utilizan el momento de la primera espiga producida por varias aferentes para codificar los límites de un objeto en las primeras etapas del procesamiento somatosensorial.









Afferent type (and response properties)	Receptive field (and probe)	Density (afferents per cm <sup>2</sup> )
<b>FA-I (fast-adapting type I)</b> Meissner endings <ul style="list-style-type: none"> <li>• Sensitive to dynamic skin deformation of relatively high frequency (~5–50 Hz)</li> <li>• Insensitive to static force</li> <li>• Transmit enhanced representations of local spatial discontinuities (e.g., edge contours and Braille-like stimuli)</li> </ul>	 <p>Weak pointed touch</p>	
<b>SA-I (slowly-adapting type I)</b> Merkel endings <ul style="list-style-type: none"> <li>• Sensitive to low-frequency dynamic skin deformations (&lt;~5 Hz)</li> <li>• Sensitive to static force</li> <li>• Transmit enhanced representations of local spatial discontinuities</li> </ul>	 <p>Weak pointed touch</p>	
<b>FA-II (fast-adapting type II)</b> Pacini ending <ul style="list-style-type: none"> <li>• Extremely sensitive to mechanical transients and high-frequency vibrations (~40–400 Hz) propagating through tissues</li> <li>• Insensitive to static force</li> <li>• Respond to distant events acting on hand-held objects</li> </ul>	 <p>Light tapping</p>	
<b>SA-II (slowly-adapting type II)</b> Ruffini-like endings <ul style="list-style-type: none"> <li>• Low dynamic sensitivity</li> <li>• Sensitive to static force</li> <li>• Sense tension in dermal and subcutaneous collagenous fibre strands</li> <li>• Can fire in the absence of externally applied stimulation and respond to remotely applied stretching of the skin</li> </ul>	 <p>Touch or skin stretch</p>	

Figura 1. Mecanorreceptores, tipo de respuesta, ubicación y campos receptivos en la palma (reproducida de Johansson & Flanagan, 2009).



Para determinar los límites de un objeto, es necesario procesar la ubicación de los dedos en el espacio, esta información se adquiere a través de aferentes AL2, que codifican la conformación de la mano y el estiramiento en la piel (Hsiao, 2008).

En primates, existen conjuntos de movimiento de la mano que nos permiten explorar un objeto y detectar los elementos que lo componen, Thakur, Bastian, y Hsiao (2008) encontraron que estos movimientos pueden ser organizarse en conjuntos y que estos conjuntos se repiten continuamente durante la exploración de un objeto. De acuerdo con Johansson y Flanagan (2009), es posible que a medida que un primate toca un objeto, tenga hipótesis sobre los límites de dicho objeto y que utilice los movimientos de la mano para poner a prueba dichas hipótesis y hacer correcciones sobre los siguientes movimientos, lo que explicaría la velocidad de procesamiento que posee este sistema.

### **Vías funcionales para la información somatosensorial**

Los objetos táctiles están compuestos por diferentes propiedades físicas que son procesadas por diferentes regiones cerebrales y posteriormente integradas en una representación unitaria del objeto. Los sistemas sensoriales llevan a cabo el procesamiento inicial de los estímulos en redes cerebrales paralelas de diferentes propiedades. Hay dos propuestas de vías paralelas para el procesamiento somatosensorial: una funcional entre el reconocimiento y la localización del estímulo y otra con base en las características físicas del objeto (micro y macrogeometría).

## ¿Qué es? y ¿dónde está?

Algunos autores han sugerido que segregación en el procesamiento de la información sensorial en identidad y localización es un principio organización general de los sentidos (De Santis, Spierer, Clarke, & Murray, 2007; Goodale & Milner, 1992; Kaas & Hackett, 1999; Reed, Klatzky, & Halgren, 2005; Ungerleider & Haxby, 1994).

Dado que la vista es el sentido mejor estudiado, se ha intentado encontrar si el sistema somatosensorial se organiza bajo los mismos principios funcionales. La segregación de la información visual a partir de áreas primarias visuales en dos vías, es un principio organizacional del procesamiento visual (Ungerleider & Haxby, 1994). La vía dorsal procesa la localización de los objetos (el “dónde”), mientras que la vía ventral procesa la identidad de un objeto (“qué”) (Goodale & Milner, 1992; J. V. Haxby et al., 1991). También hay reportes de una segregación funcional similar en el sistema auditivo (Kaas & Hackett, 1999; Maeder et al., 2001).

Se ha sugerido que también existen una separación funcional en el sistema somatosensorial para procesar la localización y el reconocimiento de un objeto. En un estudio (Reed et al., 2005) se comparó el reconocimiento y la localización de un objeto táctil (ambas tareas utilizaron los mismos objetos y movimiento de la mano). Sus resultados apoyan la hipótesis de una vía dorsal (corteza parietal superior bilateral AB 5/7) para la localización de un objeto y una vía ventral (corteza parietal inferior bilateral, regiones prefrontales izquierdas y el polo frontal) para el reconocimiento de un objeto. El reconocimiento táctil de objetos cotidianos

(en comparación a la exploración táctil de objetos sin sentido) recluta una amplia red de regiones cerebrales que incluyen una vía somatosensorial ventral lateral (Reed, Shoham, & Halgren, 2004), estos resultados muestran una vía para el “qué” aunque no se comparte directamente con la localización. En cuanto a la temporalidad de la segregación funcional, un estudio con potenciales evocados somatosensoriales, encontró que la segregación funcional entre el “qué” y el “dónde” ocurre en los primeros 200 ms (De Santis et al., 2007). Utilizaron estímulos vibrotáctiles que podían variar en su frecuencia (“qué”, 22.5 Hz vs. 110 Hz) o en su localización (dónde, mano derecha o izquierda). Entre los 100 y 147 ms la respuesta para la información del “qué” fue contralateral a la mano estimulada y para el “dónde” bilateral. Y entre los 147 y 189 ms se observó una diferencia en las regiones cerebrales reclutadas: para el “qué” participó la corteza occipitotemporal y para el “dónde” la corteza frontal izquierda.

Otra propuesta es que el principio del procesamiento del “qué” y el “dónde” es la dominancia hemisférica. En un estudio, se usaron como estímulos gradillas, para el reconocimiento táctil se pidió a los participantes determinar la orientación y en otra tarea determinar la localización de la estimulación, mientras se obtenían imágenes de resonancia magnética funcional (Van Boven, Ingeholm, Beauchamp, Bikle, & Ungerleider, 2005). A diferencia de otros trabajos (De Santis et al., 2007; Reed et al., 2005) los resultados no mostraron una segregación dorsal/ventral. Los autores encontraron que el surco intraparietal izquierdo procesa la orientación, mientras que la unión temporo-parietal derecha procesa la localización (independientemente de la mano estimulada), por lo que los autores proponen que

la dominancia hemisférica es el principio organizacional para procesar el “qué” y el “dónde”. Aunque, otros trabajos han encontrado que la determinación de la localización de un estímulo es bilateral (De Santis et al., 2007).

Para esta clasificación, el procesamiento de la forma de un objeto es parte del reconocimiento del “qué”. Esta vía somatosensorial ventral se recluta en los primeros 200 ms, es una red de regiones que incluye a la corteza occipitotemporal, a la corteza parietal inferior, regiones prefrontales y al polo frontal, posiblemente con una dominancia izquierda.

### **Microgeometría y macrogeometría**

Otra clasificación de las propiedades de un objeto táctil es por sus propiedades micro y macrogeométricas. Esta clasificación ha sido utilizada en múltiples estudios (Bohlhalter, Fretz, y Weder, 2002; Merabet et al., 2004; O’Sullivan, Roland, y Kawashima, 1994; Roland, O’Sullivan, y Kawashima, 1998; Roland, 1987; Sathian y Zangaladze, 2002; Stilla y Sathian, 2008). Esta propuesta es interesante porque toma en cuenta características físicas importantes para el procesamiento somatosensorial. Todos los objetos táctiles tienen propiedades micro y macrogeométricas. La microgeometría se refiere a las pequeñas desviaciones de la superficie que no pueden ser individualizadas pero en conjunto dan la impresión de textura de un objeto. Por otra parte, la macrogeometría se refiere a las propiedades de tamaño, área, curvatura, orientación y forma de un objeto.

En un estudio con Tomografía por Emisión de Positrones (PET) les pidieron a los participantes discriminar la aspereza, longitud y forma de elipsoides (Roland et al., 1998). Los resultados mostraron una separación para el procesamiento de la micro y macrogeometría. En el procesamiento de la textura pero no de la longitud, ni la forma ni la tarea control se relacionó con la corteza opercular parietal lateral, otro estudio encontró resultados similares (Ledberg, O'Sullivan, Kinomura, & Roland, 1995). El surco intraparietal anterior (IPA) se relacionó al procesamiento de la forma y la longitud en comparación a la textura y a una tarea motora control (Roland et al., 1998). Con una tarea de análisis de la forma de paralelepípedos se encontró actividad en el lóbulo parietal superior izquierdo (Seitz, Roland, Bohm, Greitz, y Stone-Elander, 1991). Otro estudio reportó una mayor y significativa participación de los giros supramarginal y angular en la discriminación de la longitud de un estímulo en comparación a la discriminación de la textura o a movimientos exploratorios (O'Sullivan et al., 1994).

Un estudio con estimulación magnética transcraneal repetitiva (rTMS) demostró una doble disociación en el procesamiento de microgeometría (e. g. textura) y la macrogeometría (e. g. distancia) (Merabet et al., 2004). Cuando aplicaron rTMS de baja frecuencia (1 Hz) en la corteza somatosensorial los participantes disminuyeron su capacidad para juzgar la textura pero no la distancia entre puntos; el patrón opuesto se encontró cuando el área estimulada fue la corteza occipital. Los autores concluyeron que el procesamiento de las propiedades macrogeométricas requiere una mayor red cerebral (Merabet et al., 2004).

La existencia de un procesamiento paralelo con una contribución diferente entre regiones cerebrales para la micro y macrogeometría es apoyada por evidencia con lesiones en humanos (Roland, 1987). La discriminación de la textura es afectada por lesiones que abarcan la corteza retroinsular - opérculo parietal (no afecta la discriminación de la forma); también por lesiones en el giro postcentral (SI, corteza primaria somatosensorial) pero sólo si cubren más de una tercera parte del giro, esta dificultad no puede atribuirse a la producción de movimientos, porque los pacientes con daño en la corteza motora pero sin lesión en SI pueden discriminar con umbrales normales la textura a través de estimulación pasiva. La discriminación de formas (elipsoides y paralelepípedos) es afectada por lesiones de más de la mitad de la parte anterior de los lóbulos parietales (área de asociación somatosensorial).

Finalmente, casos de agnosia táctil también apoyan el procesamiento separado de las propiedades micro y macrogeométricas de un objeto. La agnosia táctil es un déficit perceptual que impide el reconocimiento táctil de un objeto. Dos pacientes con agnosia táctil presentaban daño en SI; el paciente con más problemas en el reconocimiento táctil de objetos cotidianos también tenía lesiones en la corteza somatosensorial secundaria (SII) y en la corteza parietal posterior (Bohlhalter et al., 2002). Ambos pacientes tenían dificultad en la percepción de las propiedades microgeométricas de los objetos, esto es consistente con otros estudios en pacientes con lesiones en SI (Roland, 1987). Sólo el paciente con el daño más extenso, presentó dificultad en la percepción de las propiedades macrogeométricas de los objetos.

La evidencia de neuroimagen (Bohlhalter et al., 2002; Ledberg et al., 1995; O'Sullivan et al., 1994; Roland et al., 1998; Seitz et al., 1991), rTMS (Merabet et al., 2004) y neuropsicológica (Bohlhalter et al., 2002; Roland, 1987) soportan la idea de dos vías paralelas: el procesamiento de las propiedades microgeométricas (i. e. textura) en SI y el opérculo parietal y para el procesamiento de las propiedades macrogeométricas (e. g. longitud, forma) en áreas de asociación somatosensoriales (e. g. IPA, lóbulo parietal superior y posterior, giros supramarginal y angular, SII) y corteza occipital. Debido a que para la agnosia táctil es suficiente alteraciones en la percepción de la microgeometría (Bohlhalter et al., 2002), se concluye que el reconocimiento de un objetos táctil es la integración de las propiedades micro y macrogeométricas en una representación unitaria. La siguiente sección trata sobre las amplias redes cerebrales que llevan a cabo el procesamiento cerebral de las diferentes propiedades físicas de la forma de un objeto táctil.

### **Redes cerebrales involucradas en el procesamiento de la forma**

Uno de los estudios más completos del procesamiento de diferentes propiedades de un objeto (e. g., curvatura, longitud de bordes, velocidad de estimulación y forma) encontró que la organización del procesamiento de la información de un objeto es jerárquico: conforme avanza el procesamiento las áreas cerebrales son más selectivas en las características que procesan (Bodegård, Geyer, Grefkes, Zilles, y Roland, 2001). Las áreas 3b y 1, responden a la actividad de los mecanorreceptores (se activan para todos los estímulos); el área 2 responde a la forma pero muestra una preferencia a la curvatura: finalmente, la parte anterior del

giro supramarginal e IPA muestran una preferencia al procesamiento activo y pasivo de la forma, otros estudios también han reportado la participación de cortezas de asociación parietales en el procesamiento de la forma (e. g., Bohlhalter et al., 2002; Reed et al., 2004; Roland et al., 1998; Van Boven et al., 2005). Los autores proponen que IPA puede tener la representación de la forma, porque responde más a la forma que a la textura o a la velocidad de estimulación. Estos resultados mostraron que la forma es la propiedad de un objeto que requiere el procesamiento más integral. Una de las limitaciones de este estudio fue que las tareas se realizaron con estímulos artificiales, por ejemplo, para la discriminación de la forma se utilizaron paralelepípedos.

En un estudio con fMRI (Reed et al., 2004), los participantes reconocieron por medio del tacto objetos cotidianos, como control de componentes motores y sensoriales, los participantes tocaron objetos sin sentido. El reconocimiento de objetos cotidianos reclutó una amplia red cerebral que incluyó cortezas parietales (SII, ínsula), motoras (secundaria lateral), occipitotemporales, prefrontales y temporales mediales. Estos resultados sugieren que el reconocimiento táctil de objeto es una integración del procesamiento de áreas somatosensoriales de asociación, motoras secundarias, visuales secundarias, y supramodales. Estos resultados fueron replicados incluso después de controlar los movimientos de la mano (Reed et al., 2005).

Aunque como hizo notar Stilla y Sathian (2008), en el estudio de Reed no está controlada la textura de los objetos con sentido y sin sentido. Para controlar el efecto de la textura, compararon directamente la discriminación de la forma contra



la discriminación de la textura. Los resultados mostraron una amplia red para el procesamiento de formas que incluye regiones parietales (giro postcentral, surco intraparietal -anterior, posterior y ventral-), occipitales (LOC y giro lingual), motoras (giro precentral, corteza premotora y suplementaria) y frontales (giro frontal medial y el surco cingular anterior). Estos resultados muestran que el procesamiento de la forma recluta una amplia red cerebral (Stilla y Sathian, 2008). La percepción de formas 2D recluta una red similar compuesta por regiones parietales (giro postcentral, lóbulo parietal superior, surco intraparietal, SII), motoras (área sensoriomotora primaria, premotora, suplementaria), tálamo, cerebelo y LOC (Saito, Okada, Morita, y Yonekura, 2003; Stoesz et al., 2003). IPS y LOC sin reclutadas incluso cuando el procesamiento de la forma ocurre sólo en la imaginación (Lacey, Stilla, Sreenivasan, Deshpande, & Sathian, 2014).

Algunos autores sugieren que las cortezas motoras de asociación son parte de la vía de reconocimiento de formas por medio del tacto (Reed et al., 2005, 2004; Saito et al., 2003; Van Boven et al., 2005). Para la percepción táctil de objeto conocido, en comparación a la percepción de objetos sin sentido, se reclutan áreas motoras de asociación, los autores sugieren que esta actividad refleja que la identificación táctil intencional incluye una interacción entre regiones sensoriales y motoras (Reed et al., 2004). Tanto el reconocimiento de un objeto como la percepción de la orientación, en comparación a una tarea de localización reclutan áreas motoras de asociación (Van Boven et al., 2005), incluso cuando se controlan los movimientos de la mano en ambas tareas (Reed et al., 2005). Es posible que dentro de la red cerebral para el reconocimiento de formas, en IPA se lleve a cabo

la separación entre la información de la forma y de los movimientos (Bodegård et al., 2001). La red cerebral para el reconocimiento táctil de objetos incluye la participación de áreas motoras de asociación, que no se incluyan áreas motoras primarias refleja que el reconocimiento de objetos implica una integración sensorial y motora de alto nivel (Reed et al., 2005).

### **Participación de la vía visual en el reconocimiento de formas**

Inicialmente se postuló la hipótesis de que el procesamiento de la forma, incluso percibida por medio del tacto, se llevaba a cabo en áreas visuales debido a que el procesamiento táctil de características macrogeométricas conlleva imaginación visual. Tanto la forma como la orientación son propiedades macrogeométricas de los objetos. En un estudio con PET le pidieron a los participantes determinar ya sea la orientación o elementos de microgeometría (tamaño de picos y valles) de una rejilla (Sathian, Zangaladze, Hoffman, y Grafton, 1997). Los autores encontraron una mayor actividad en la corteza extraestriada visual izquierda (cercana a la fisura parieto-temporal) para la determinación de la orientación, estos resultados no son resultado de una mayor complejidad para determinar la orientación de un estímulo, porque la ejecución para ambas tareas fue similar. Para los autores esta actividad significa que la discriminación táctil de la orientación en personas sanas es un proceso visuo-espacial que involucra el uso de imaginación visual. Esta propuesta es apoyada por evidencia conductual que muestra que a la determinación de la forma de un objeto es una propiedad saliente para el sistema visual y la textura para el sistema háptico (Klatzky, Lederman, y Reed, 1987). Las regiones de asociación visual (parieto-occipitales y temporo-

occipitales) se relacionan al proceso de imaginación visual (Dijkstra, Bosch, y van Gerven, 2017; Roland & Gulyas, 1994), específicamente LOC responde preferencialmente a la imaginación de la forma de objetos (Newman, Klatzky, Lederman, y Just, 2005). De manera interesante, mientras se imaginan estímulos vibrotáctiles hay una conectividad funcional entre la corteza prefrontal (giro frontal inferior) y la corteza somatosensorial primaria y no en áreas de asociación visuales (Schmidt, Ostwald, y Blankenburg, 2014); esto refuerza las diferencias incluso a nivel de imaginación entre propiedades micro y macrogeométricas de un objeto. Además, regiones similares en la corteza extra-estriada se han reportado tanto para la rotación mental de un objeto visual (Cohen et al., 1996) como para la imaginación visual en general (para una revisión ver Kosslyn, 2005). Mientras un participante realiza una exploración táctil de la forma de un objeto es común que se imagine visualmente su forma (es poco común lo contrario, que mientras se percibe una forma visual se imagine ésta táctilmente), la vividez de las imágenes visuales predice la actividad en LOC derecho, lo que sugiere que la imaginación visual podría explicar la participación en LOC derecho (Zhang, Weisser, Stilla, Prather, y Sathian, 2004).

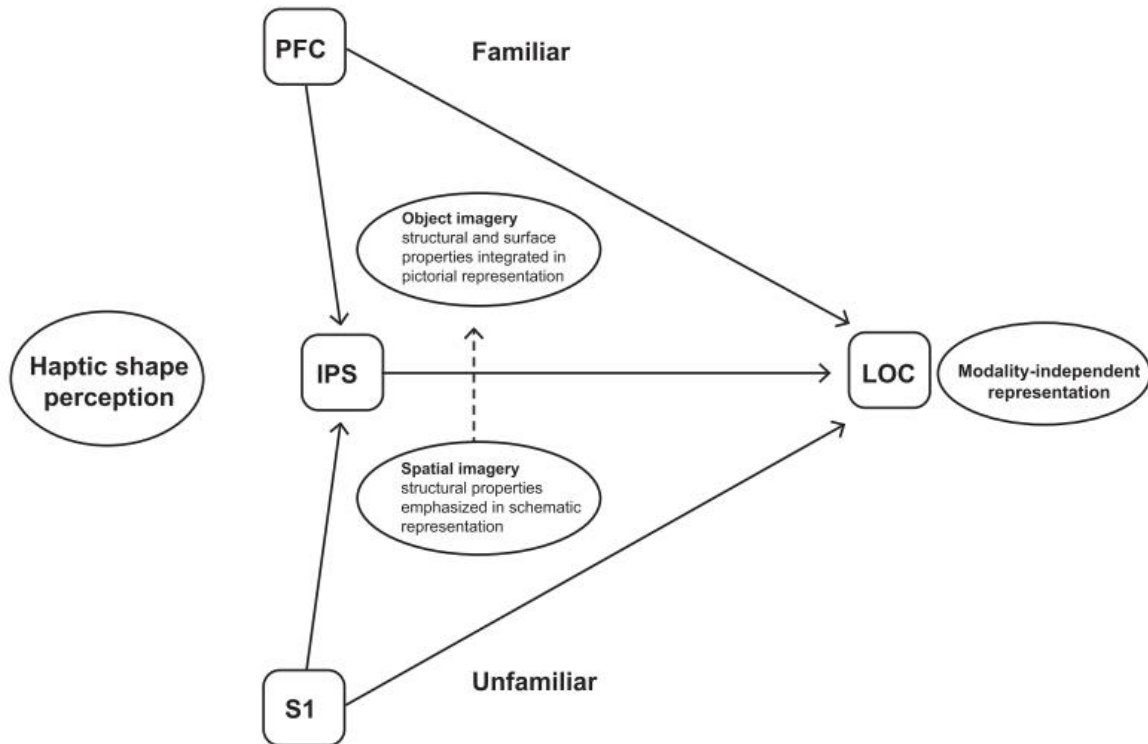


Figura 2. Modelo para la representación háptica de objetos. Muestra como LOC modula la percepción de la forma de acuerdo a la familiaridad con el objeto y el tipo de imaginiería. Las vías mostradas, se calcularon a partir de análisis de conectividad efectiva. (reproducida de Lacey et al., 2014)

La actividad en regiones de asociación visual es necesaria para la discriminación de orientación. Al aplicar TMS focal sobre la corteza occipital los participantes mostraron problemas para discriminar la macrogeometría (i.e. orientación) de una rejilla, pero no su microgeometría (i.e. frecuencia espacial), cuando la estimulación fue sobre la corteza somatosensorial afectó la ejecución de ambas tareas (Zangaladze, Epstein, Grafton, y Sathian, 1999). En conclusión, hay evidencia conductual, de imaginiería cerebral (PET, fMRI) y de TMS que apoyan la hipótesis de que las regiones visuales de asociación son parte de la vía neural reclutada para el procesamiento táctil de la macrogeometría (i. e. orientación) de un objeto,

quizá a través de un proceso de imaginería visual (para una revisión ver, Sathian y Zangaladze, 2002).

Por otra parte, debido a que en la vía ventral visual hay una representación de los objetos (Connolly et al., 2012; Norman, Polyn, Detre, & Haxby, 2006; Pietrini et al., 2004) se ha sugerido que la exploración táctil de un objeto recluta áreas occipitales (mediales y laterales) para aprovechar la representación de alto nivel de los objetos que existe en las áreas visuales de asociación, por ejemplo, la corteza occipital lateral y media presentan una mayor actividad ante objetos familiares en comparación con objetos novedosos, percibidos por el tacto o la vista (James et al., 2002). Con una tarea de emparejamiento visual no se encontró actividad en ninguna áreas somatosensorial (3b, I, II, IPA ni ASM) esto se interpretó como evidencia en contra de una representación multisensorial del procesamiento de forma (Hadjikhani y Roland, 1998).

Aunque en algún momento se sugirió que el procesamiento de la percepción de un objeto era principalmente visual (Deibert, Kraut, Kremen, y Hart, 1999) hay creciente evidencia de que la percepción de la forma de un objeto por medio del tacto es procesada en áreas somatosensoriales principalmente y las áreas visuales de asociación son parte de esta red. Es necesario recordar que las áreas llamadas visuales no solamente procesan información visual, especialmente las áreas visuales de asociación (Hamilton, Keenan, Catala, y Pascual-Leone, 2000). En un estudio de reconocimiento táctil de objetos, se encontró que tanto ciegos como controles reclutan LOC, los autores sugieren que este resultado implica que el reclutamiento de LOC no implica imaginería visual (Amedi, Raz, Azulay, Malach,

y Zohary, 2010). Las activaciones visuales son principalmente en LOC, un área visual de asociación, pero no en áreas visuales primarias. Esto sugiere que el papel de LOC en la percepción háptica es quizá una representación multisensorial de la forma, con información táctil y visual (Reed et al., 2004).

Aunque es suficiente que exista un daño en la corteza parietal para que se presenten casos de agnosia táctil (Bohlhalter et al., 2002) o la hipótesis de que el reconocimiento táctil de objetos es en realidad un procesamiento visual (Deibert et al., 1999), la evidencia sugiere que el reconocimiento táctil de objetos involucra amplias redes cerebrales. Estas redes incluyen cortezas parietales, motoras, frontales, temporales y visuales.

### **¿Por qué la resonancia magnética funcional?**

El presente proyecto pretende realizar un estudio de las redes cerebrales asociadas al procesamiento táctil de objetos. En párrafos previos, se ha hablado sobre diferentes regiones candidatas para llevar a cabo este proceso, pero pocas técnicas permiten estudiar todas las regiones involucradas. En este sentido, la fMRI resulta como técnica ideal. La fMRI detecta el cambio de oxigenación en la sangre en respuesta a un cambio en el requerimiento metabólico de una región, este cambio metabólico se relaciona con un cambio en la actividad neuronal de dicha región (Ogawa, Lee, Kay, & Tank, 1990). Esta técnica permite estudiar, de forma no invasiva, la actividad de varias regiones cerebrales simultáneamente y con suficiente resolución espacial para delimitar una región de otra.

## Análisis de patrones multivariado

Este tipo de análisis permite evaluar si un grupo de vóxeles contiene información sobre una dimensión de un estímulo. Las dimensiones a evaluar pueden ser de bajo nivel como la orientación de barras presentadas como estímulos visuales (Kamitani & Tong, 2005) o de alto nivel como si una imagen representa un objeto artificial o natural (Haxby et al., 2001).

Tradicionalmente, la resonancia funcional ha caracterizado la relación entre variables cognitivas y vóxeles individuales a través de métodos univariados. A diferencia de los métodos univariados, el análisis de patrones multivariado (MVPA por sus siglas en inglés) es un método que utiliza información de varios vóxeles de forma simultánea, lo que le permite tener una mayor sensibilidad y especificidad (Haxby, 2012). MVPA permite comparar el mismo sistema en diferentes estados cognitivos, utiliza la actividad de un grupo de vóxeles en un conjunto de adquisiciones para entrenar a un clasificador y posteriormente probar si el clasificador puede predecir el estado cognitivo en otras adquisiciones.

El clasificador consiste en un algoritmo computacional capaz de tomar un grupo de datos y utilizarlos para predecir el comportamiento de otros datos. En el caso de MVPA, el clasificador representa la actividad de cada vóxel como un vector, el conjunto de vóxeles representa entonces un plano hiperdimensional en el cual se proyecta cada estímulo presentado en función de la actividad que generó en cada vóxel. El clasificador genera un plano hiperdimensional que divide la

representación de los estímulos de acuerdo a su clasificación y utiliza dicho plano para categorizar nuevos estímulos.



## Planteamiento del problema

A pesar de la evidencia sobre el procesamiento de forma en el sistema somatosensorial, no existe un consenso que indique si el sistema somatosensorial tiene regiones capaces de codificar características de orden superior como la categoría de un objeto. La existencia de representaciones neurales de categorías táctiles sugeriría que el sistema somatosensorial utiliza mecanismos similares a los de la vista para generar representaciones de los objetos. De esta forma, el sistema somatosensorial codificaría propiedades básicas como la textura y la forma. En seguida la identidad del objeto y finalmente, la categoría a la que éste pertenece.

En estudios visuales con resonancia funcional en humanos, se ha encontrado evidencia que apunta a que existen representaciones visuales de objetos en LOC (Grill-Spector, Kourtzi, & Kanwisher, 2001; J. G. Kim, Biederman, Lescroart, & Hayworth, 2009). La evidencia sugiere que en esta región existen representaciones de objetos a diferentes niveles de complejidad (James V. Haxby et al., 2001) e incluso clases biológicas (Connolly et al., 2012). Además, estudios de resonancia funcional sobre exploración táctil, han encontrado actividad asociada a la exploración de objetos en esta misma región (Rojas-Hortelano, Concha, & De Lafuente, 2014) y que esta misma región genera representaciones de objetos similares a las encontradas con la identificación visual de los mismos objetos (Pietrini et al., 2004). Esta evidencia, sugiere a LOC como una región

candidata a generar representaciones de categorías de objetos explorados mediante el tacto.

## **Objetivo**

Este estudio, tiene como finalidad averiguar mediante resonancia funcional, si existen regiones que codifiquen la categoría de estímulos explorados mediante el tacto y la localización de estas regiones.

## **Hipótesis**

Si existen representaciones de categorías de objetos explorados mediante el tacto en regiones temporo-occipitales, entonces se encontrará mediante MVPA que regiones temporo-occipitales son capaces de predecir la categoría a la que pertenecen los objetos presentados.

## Métodos

### Estímulos

Los estímulos consistieron en 120 objetos diferentes entre sí. Estos objetos estaban agrupados en 10 categorías: cucharas, instrumentos de escritura, botellas, juguetes de peluche, libros, cuerdas, pelotas, vasos, objetos tridimensionales pseudo-aleatorios y lijas.

Los participantes podían ver los objetos antes y después del escaneo pero no se les permitió manipularlos. Los objetos se seleccionaron considerando que pudieran ser explorados con una sola mano, compatibles con el escáner y que, a excepción de los objetos pseudo-aleatorios (Rojas-Hortelano et al., 2014), fueran cotidianos. El volumen medio de todos los objetos fue de 251 cm<sup>3</sup>, la media de su peso fue de 60 g, y la resistencia media de los objetos no rígidos fue de 2 N.

### Tarea y diseño experimental

Durante todo el experimento, el participante se encontraba recostado dentro del escáner con los ojos tapados, en la mano izquierda se le colocó una botonera con dos opciones de respuesta mientras que en la derecha, un experimentador le colocaba y retiraba los estímulos a ser explorados.

Se realizaron un total de 12 adquisiciones por participante, una adquisición consistía en la presentación de 10 bloques (Figura 3A). En cada bloque se presentó una tarea one-back, en ella se presentaron 6 ensayos, en un ensayo, el participante debía tocar cada estímulo por 3 s inmediatamente después, tenía 1 s

para emitir su respuesta, que consistía en indicar si el objeto era el mismo o diferente al presentado en el ensayo anterior (Figura 3B). Al final de cada bloque y al inicio de la adquisición, se tomaron 12 s como línea base, durante la cual, no se presentaban estímulos y el participante permanecía recostado sin moverse. Cada adquisición duró 327 s y se le dio al participante 15 min de descanso después de 6 adquisiciones.

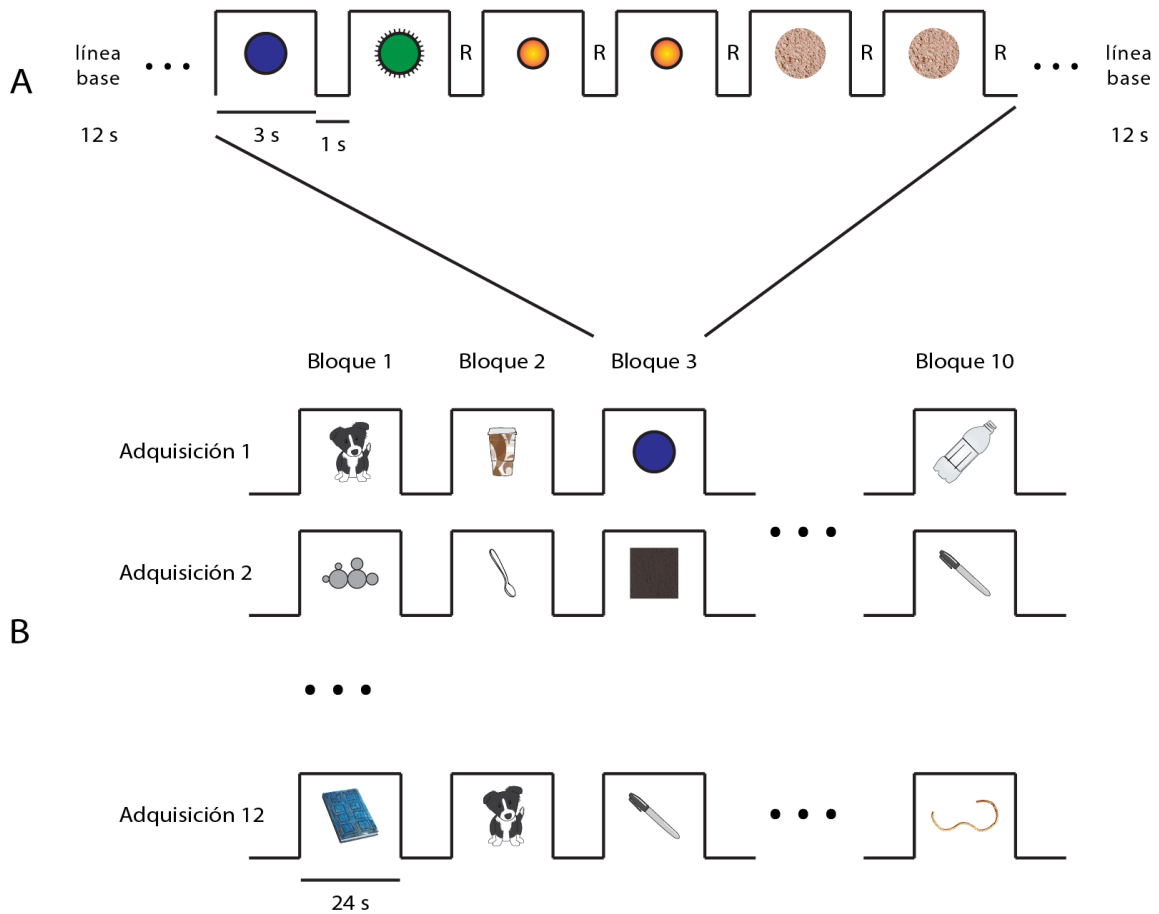


Figura 3. Diseño del experimento. (A) Los participantes exploraron con su mano derecha durante 3 s un objeto, debían indicar si era el mismo o diferente al objeto presentado previamente. Una ventana de 1 s separaba cada presentación de estímulo durante la cual, los sujetos presionaban uno de dos botones con su mano izquierda para indicar su decisión (R). (B) Un bloque se constituyó de la presentación de seis estímulos de la misma categoría, cada bloque duró 24 s seguido de un periodo de 12 s de línea base, 10 bloques constituyeron una adquisición. Se realizaron un total de 12 adquisiciones por participante.

### Participantes y adquisición de imágenes

Se adquirieron imágenes funcionales de 10 participantes diestros (5 mujeres) con rango de edad entre 27 y 36 años, los participantes firmaron un consentimiento informado y se les compensó económicamente por su tiempo. Las imágenes se

adquirieron con un escáner de 3 Teslas Phillips Achieva TX (Best, The Netherlands) utilizando un gradiente eco planar y un gradiente eco (EPI-GRE) con un tiempo de repetición de 2 s y un tiempo de eco de 27 ms. Los volúmenes funcionales consistieron en 32 cortes axiales que cubren todo el cerebro con una resolución de vóxel de 2 x 2 x 3 mm<sup>3</sup>. En cada una de las 12 adquisiciones, se tomaron 190 volúmenes. Los procedimientos experimentales se aprobaron por un comité de ética del instituto de Neurobiología (UNAM) y se encontraban de acuerdo a la declaración de Helsinki.

### **Multivariate pattern analysis**

Los análisis realizados en este estudio, se llevaron a cabo mediante análisis multivariado de patrones (MVPA, por sus siglas en inglés). MVPA utiliza los patrones de actividad de múltiples vóxeles en una región bajo diferentes condiciones para intentar predecir dichas condiciones en otro grupo de patrones. En la Figura 4 se muestra un ejemplo de estos patrones para 25 vóxeles tomados de LOC en un participante. El clasificador LSVM utiliza los patrones de actividad de múltiples vóxeles para distinguir entre las categorías presentadas.

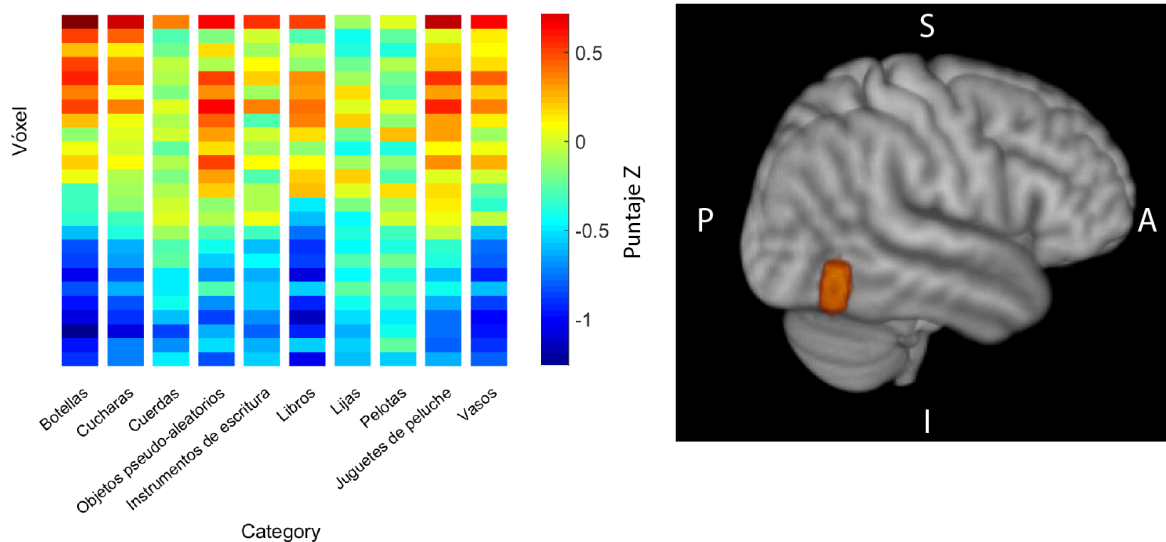


Figura 4. Análisis multivariado de patrones. Se muestra la señal BOLD promedio de 25 vóxeles tomados de una región de interés (ROI) en LOC para cada categoría utilizando las adquisiciones de un participante. Los vóxeles se seleccionaron de acuerdo a un ANOVA-based feature selection ranking. El clasificador LSVM se entrena para clasificar el patrón de actividad asociado a cada categoría y su precisión al clasificar se mide utilizando datos con los que no fue entrenado. A = Anterior, P = Posterior, S = Superior, I = Inferior.

## Procesamiento de imágenes y análisis de patrones

Las imágenes funcionales fueron preprocesadas utilizando FSL (FMRIB's Software Library; [www.fmrib.ox.ac.uk/fsl](http://www.fmrib.ox.ac.uk/fsl)). Cada adquisición fue corregida por movimiento al primer volumen de la primera adquisición de cada participante. No se aplicó suavizado ni filtrado. Las imágenes fueron corregidas temporalmente, de cada imagen se extrajo el cerebro y con esta nueva imagen se realizaron los posteriores análisis. El MVPA se realizó utilizando el paquete de librerías de PyMVPA (Hanke et al., 2009) y la LSVM ([www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm](http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm)). Se utilizó la clasificación multiclase implementada en las librerías de PyMVPA. El algoritmo de multclasificación utilizado fue *boosting*, el cual genera una

clasificación multiclase empleando el resultado de múltiples clasificadores independientes para generar una meta-predicción (Hanke et al., 2009).

A cada adquisición se le aplicó una corrección lineal temporal. Para ajustar la adquisición al pico de la respuesta hemodinámica, los eventos se trasladaron 6 s. Cada adquisición se convirtió en puntaje Z (se calculó la media de actividad durante la línea base y su desviación estándar, luego se convirtió cada valor a la cantidad de desviaciones estándar en las que cada dato se desvió de la media) y se le removieron los volúmenes correspondientes a la línea base. Cada bloque de 24 s se consideró como unidad de análisis (correspondiente a la presentación de los 6 estímulos correspondientes a cada categoría). El valor correspondiente a cada vóxel durante el bloque se promedió con el fin de reducir el efecto de ruido en la señal. Se realizó una clasificación de 10 vías en la cual, un clasificador seleccionó una entre las 10 posibles categorías como predicción.

Para todas las clasificaciones las adquisiciones se dividieron en dos grupos, una adquisición se consideró como “prueba” y las restantes como “entrenamiento”. El clasificador se entrenó utilizando las adquisiciones entrenamiento y se evaluó con la adquisición de prueba, el porcentaje de clasificaciones correctas se consideró como el desempeño del clasificador. Se empleó un procedimiento de validación cruzada, en el cual cada adquisición se utilizó una vez como prueba y las restantes como entrenamiento. El desempeño del clasificador se calculó sumando el número total de clasificaciones correctas dividido entre el número total de intentos de clasificación.



Se obtuvo un mapa de desempeño del clasificador utilizando un análisis searchlight (Kriegeskorte, Goebel, & Bandettini, 2006) de todo el cerebro usando una esfera de 3 vóxeles de radio, se utilizó un clasificador LSVM para determinar si a partir de los patrones de actividad de una esfera, era posible determinar la categoría a la que pertenecían los objetos explorados (Pereira & Botvinick, 2011). Para generar un mapa de desempeño utilizando un análisis searchlight, se elige un vóxel, se genera una región de interés que comprende una esfera de un determinado radio que corresponde número de vóxeles alrededor de ese vóxel. El desempeño del clasificador para esa esfera se vuelve el valor del vóxel en el centro (Etzel, Zacks, & Braver, 2013; Kriegeskorte et al., 2006). Este procedimiento se repitió por cada vóxel en el cerebro, generando un mapa de desempeño. Se obtuvo un mapa por cada participante (ver Resultados).

En cada vóxel del mapa se realizó una prueba binomial y sólo se mantuvieron en el mapa aquellos cuyo desempeño fue estadísticamente significativo ( $p < 0.05$ ; nivel de azar en prueba binomial de  $1/10$ ). Al mapa resultante se le aplicó una corrección por clúster ( $p < 0.05$ ) detallada en la siguiente sección.

Con el fin de identificar aquellos vóxeles significativamente informativos a nivel grupal, se transformaron los mapas de cada sujeto primero a su respectiva imagen anatómica de alta resolución y luego al espacio estándar del MNI-152. Las imágenes resultantes fueron alineadas, se realizó una prueba t de una cola en cada vóxel y sólo aquellos vóxeles estadísticamente significativos y que superaron la corrección por clúster ( $p < 0.05$ ), fueron considerados en el mapa.

## Corrección por clúster

Para estimar el tamaño del clúster esperado por azar, se eligió un vóxel al azar en el cerebro de un determinado participante y se hizo un searchlight de radio 3 alrededor de dicho vóxel (Figura 5A). Se calculó el desempeño del clasificador en la condición “sin señal” que consiste en aleatorizar el identificador de cada unidad de análisis en las adquisiciones de entrenamiento, esto es, se entrenó al clasificador con información aleatoria. Se calculó el desempeño del clasificador en esta condición y se repitió el procedimiento 10,000 veces. Con este procedimiento, se generó una “distribución sin señal” de posibles desempeños en el caso de que la esfera no aportara información para realizar la clasificación (Figura 5B). Se generó un nuevo mapa de desempeño para este participante, este mapa se creó tomando aleatoriamente y con reemplazo un valor de la distribución sin señal para cada vóxel y se le aplicó una prueba binomial ( $p < 0.05$ ) manteniendo solamente aquellos vóxeles cuyo desempeño era mayor al azar. Este procedimiento se repitió 10,000 veces generando 10,000 mapas bajo la condición sin señal, se calculó el número de clústeres generados y su tamaño en esta condición (Figura 5C). Con este procedimiento, se pudo establecer la probabilidad de encontrar un determinado tamaño de clúster y se utilizó esta información para hacer la corrección en los mapas por participante.

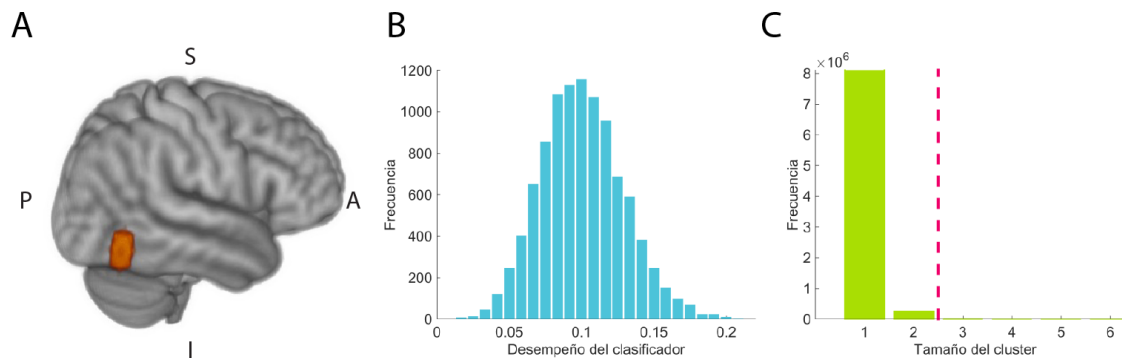


Figura 5. Corrección por clúster. (A) Se hizo un searchlight de radio 3 en el cerebro de un participante, los vóxeles seleccionados se utilizaron para entrenar a un clasificador aleatorizando las etiquetas correspondientes a cada categoría. (B) Se calculó la precisión del clasificador repitiendo el paso previo 10,000 veces y se graficó la precisión del clasificador contra su frecuencia, generando una distribución sin señal. (C) Utilizando la distribución sin señal, se creó un mapa de clasificación sin señal muestras aleatorias de dicha distribución. El procedimiento se repitió 10,000 veces y se graficó el tamaño de los clústeres generados y su frecuencia de aparición. La línea punteada roja indica una  $p < 0.05$ . A = Anterior, P = Posterior, S = Superior, I = Inferior.

En el caso de los mapas grupales, se siguió el mismo procedimiento para obtener mapas sin señal, pero una vez obtenidos los mapas por individuo, estos se transformaron al espacio estándar (como se detalló previamente) y se realizó una prueba t de una cola en cada vóxel, sólo aquellos vóxeles estadísticamente significativos fueron considerados ( $p < 0.05$ ). Este procedimiento se repitió 1000 veces con lo que se generaron mapas grupales sin señal. A partir de estos mapas, se calculó la probabilidad de encontrar un clúster de determinado tamaño. En base a esta información, se llevó a cabo la corrección por clúster de los mapas grupales.

### Hyperalignment

Para determinar si los patrones de actividad cerebral para cada categoría eran similares entre participantes, se utilizó un método que se conoce como *hyperalignment* (James V. Haxby et al., 2011). Este método consiste en alinear los

patrones de actividad de los participantes en un espacio común hiperdimensional. Este método permite evaluar la consistencia en los patrones de actividad entre participantes. Para esto, la actividad de los vóxeles seleccionados de una ROI se representa como un vector, de tal forma que cada vóxel genera una dimensión y su actividad asociada a un estímulo corresponde a la magnitud. Se genera un espacio hiperdimensional por cada participante que represente la actividad asociada a cada estímulo, es entonces cuando se genera una matriz de transformación para el eje hiperdimensional y se utiliza para rotar cada vector de forma tal que se minimicen las distancias entre representaciones de estímulos.

## Resultados

Los participantes realizaron una réplica de la tarea one-back fuera del resonador y tuvieron un desempeño promedio 90.4% (el azar se encuentra en 50%). Una prueba de Friedman mostró que no había diferencias significativas en el desempeño por categoría.

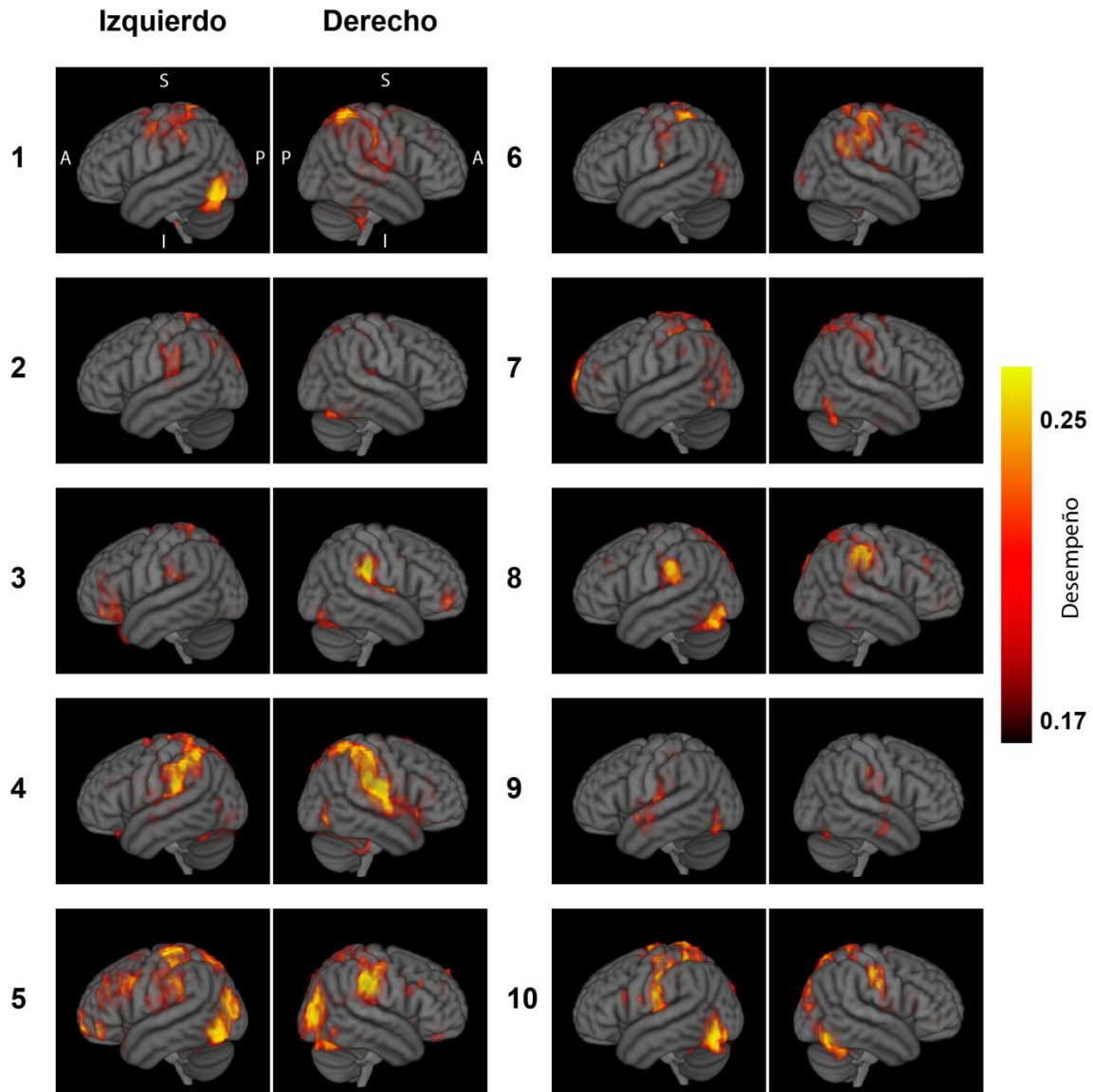


Figura 6. Desempeño del clasificador por participante. Se muestra para cada participante, el desempeño del clasificador en cada vóxel. Se muestran solamente aquellos vóxeles que superaron el umbral estadístico (prueba binomial  $p < 0.05$ ) y la corrección por clúster ( $p < 0.05$ ). Los mapas individuales fueron transformados utilizando el atlas MNI-152. A = Anterior, P = Posterior, S = Superior, I = Inferior.

El análisis searchlight reveló los mapas de predicción por cada participante que se muestran en la Figura 6 ( $p < 0.05$ , corregido por clúster, esto se detalla en la sección Métodos). Las regiones capaces de predecir significativamente la categoría se extienden principalmente por la parte anterior del lóbulo parietal y

zonas ventrales del lóbulo temporal, en algunos casos incluyen regiones frontales y occipitales. Los mapas de predicción se alinearon y se realizó una prueba t en cada vóxel para determinar si existían vóxeles significativos a nivel grupal (Figura 7). En la figura, sólo están marcados aquellos vóxeles que superaron la prueba estadística, una corrección por false discovery rate (FDR) (Genovese, Lazar, & Nichols, 2002; Scott, Bellala, & Willett, 2009) y una corrección por clúster (véase Métodos). Si bien existe variabilidad entre los participantes, en el resultado grupal se pueden observar cuatro clústeres, dos que se extienden por el lóbulo parietal izquierdo y derecho; se componen de la corteza somatosensorial primaria, el giro angular y el surco anterior intraparietal. Mientras que los otros dos clústeres se ubican en la parte ventral del lóbulo temporal e incluyen la parte anterior del lóbulo occipital en ambos hemisferios (Figura 7).

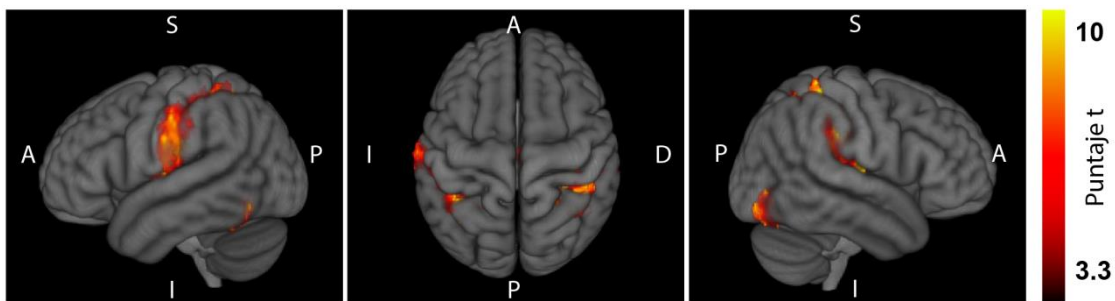


Figura 7. La categoría de los objetos puede predecirse a partir de los vóxeles de la región parietal y de la región temporo-occipital. Se muestran los vóxeles significativos a nivel grupal ( $p < 0.05$ , prueba t, corregido por clúster) sobre el atlas MNI-152. Vista lateral izquierda (primer panel), derecha (tercer panel) y superior (panel central). La escala de color indica el valor t en un análisis grupal ( $n = 10$ ). A = Anterior, P = Posterior, S = Superior, I = Inferior, para el primer y tercer panel. I = Izquierdo, D = Derecho para el segundo panel.

Una desventaja del análisis searchlight es que puede sobrerrepresentar pocos vóxeles muy informativos, incluso si no poseen realmente información del estímulo. Etzel et al. (2013) recomiendan probar si al reducir el tamaño del searchlight, los vóxeles detectados en el primer resultado se mantienen. Tomando eso en cuenta, se realizó el mismo análisis grupal pero a diferentes radios de searchlight (2-5 vóxeles). Los resultados se pueden ver en la Figura 8. Al aumentar el tamaño del searchlight se puede notar un incremento en el número de vóxeles significativos, lo que sugiere que pocos vóxeles están llevando la clasificación, pero al reducir el tamaño, se puede notar que las mismas regiones siguen siendo significativas, esto indica que los vóxeles contenidos en esas regiones, sí poseen información respecto a la categoría a la que pertenecen los objetos.



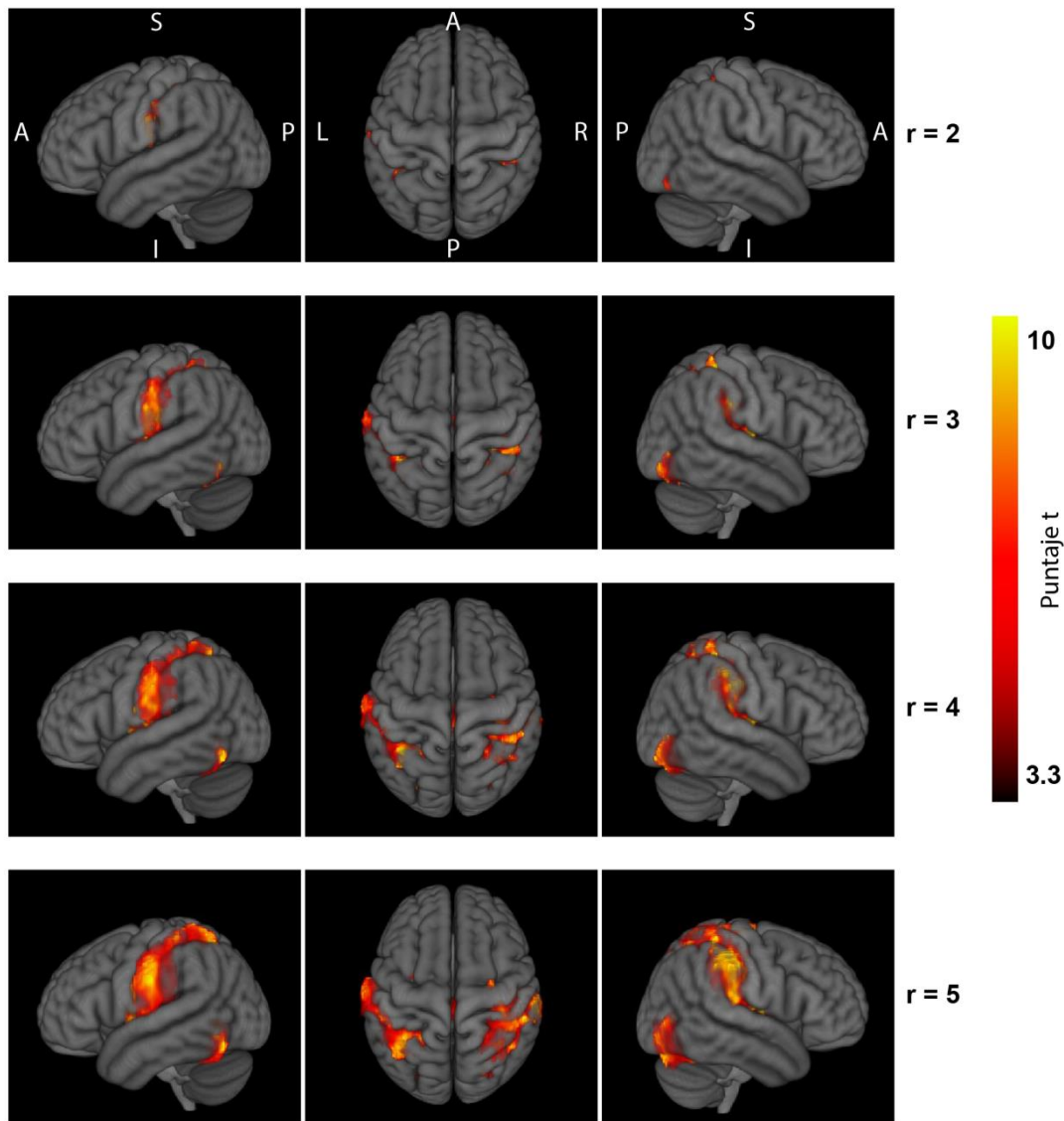


Figura 8. La extensión de los vóxeles significativos crece en función del radio del searchlight. En la figura se muestran sólo los vóxeles significativos a nivel grupal ( $p < 0.05$ , prueba t, corregido por clúster). Cada fila denota un radio de searchlight diferente, de menor ( $r = 2$ ) a mayor ( $r = 5$ ). Los resultados se muestran sobre el atlas MNI-152, vista lateral izquierda, superior y lateral derecha. Nótese que a pesar de la diferencia entre los radios, se mantienen regiones parietales y temporo-occipitales significativas. A = Anterior, P = Posterior, S = Superior, I = Inferior, para los paneles laterales. I = Izquierdo, D = Derecho para los paneles centrales.

Después de identificar que la región parietal y LOC contenían información suficiente para hacer la clasificación y considerando las diferencias en tamaño de

ambas áreas, se llevó a cabo otra prueba para comparar la capacidad predictiva de las dos regiones y observar cómo se ésta de acuerdo al número de vóxeles. En la Figura 9 se muestra el desempeño del clasificador en función del número de vóxeles incluidos en el análisis, esto para el lóbulo parietal y LOC en ambos hemisferios. Para observar el comportamiento del clasificador en una región considerada sin señal, se incluyó la corteza visual primaria (V1). Además, se analizó la corteza motora primaria (M1) para descartar que movimientos de exploración con la mano fuesen la principal fuente de información para la clasificación. Para determinar el orden de los vóxeles incluidos en el análisis, se empleó un método conocido como *ANOVA-based feature selection ranking* (Hanke et al., 2009). Este método consiste en realizar un análisis de varianza y detectar que tanto se modulan los vóxeles en función de las categorías utilizadas y utilizar aquellos vóxeles con mayor modulación para la clasificación. El análisis reveló una máxima en la capacidad predictiva en un punto alrededor de 64 vóxeles para ambas regiones. M1 resultó estadísticamente significativo ( $p < 0.05$ ) al utilizar 256 o más vóxeles. Adicionalmente, se calculó la capacidad predictiva de ambas regiones en conjunto y esta fue aproximadamente 2% mejor en comparación con la ROI parietal.

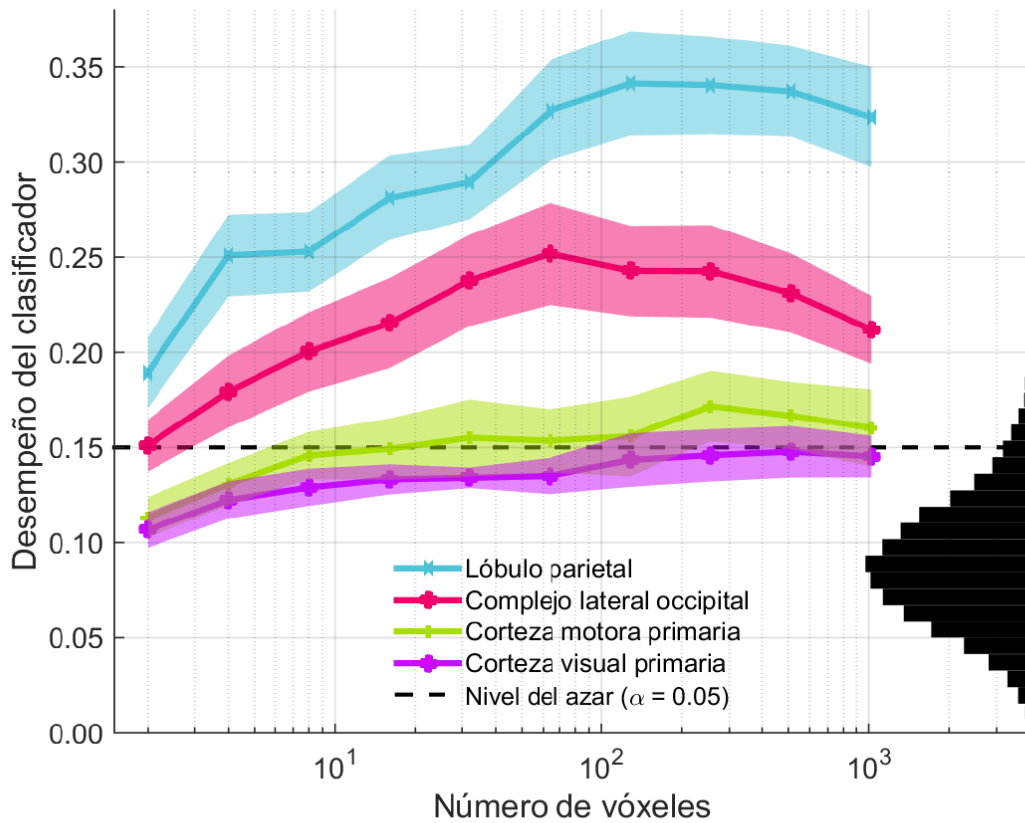


Figura 9. El desempeño del clasificador depende del número de vóxeles utilizados para entrenar al clasificador, la región sombreada denota el error estándar. Los vóxeles se fueron añadiendo de acuerdo a un ANOVA based feature selection ranking. La región parietal tiene la mayor capacidad predictiva, seguida de LOC. La región motora primaria alcanza niveles significativos a los 256 vóxeles mientras que la visual primaria nunca la alcanza. A la derecha se muestra la distribución del desempeño del clasificador cuando se entrena con categorías etiquetadas al azar (10,000 permutaciones). La línea punteada denota el nivel de clasificación necesario para alcanzar una significancia estadística ( $p < 0.05$ ).

Para descartar la posibilidad de que la clasificación se lleve a cabo en base a sólo unas categorías, se analizó el número de aciertos por categoría Figura 10. Se realizó una prueba proporciones de una muestra para el desempeño del

clasificador en cada categoría y se encontró que todas las categorías fueron significativamente diferentes del azar ( $p < 0.05$ ).

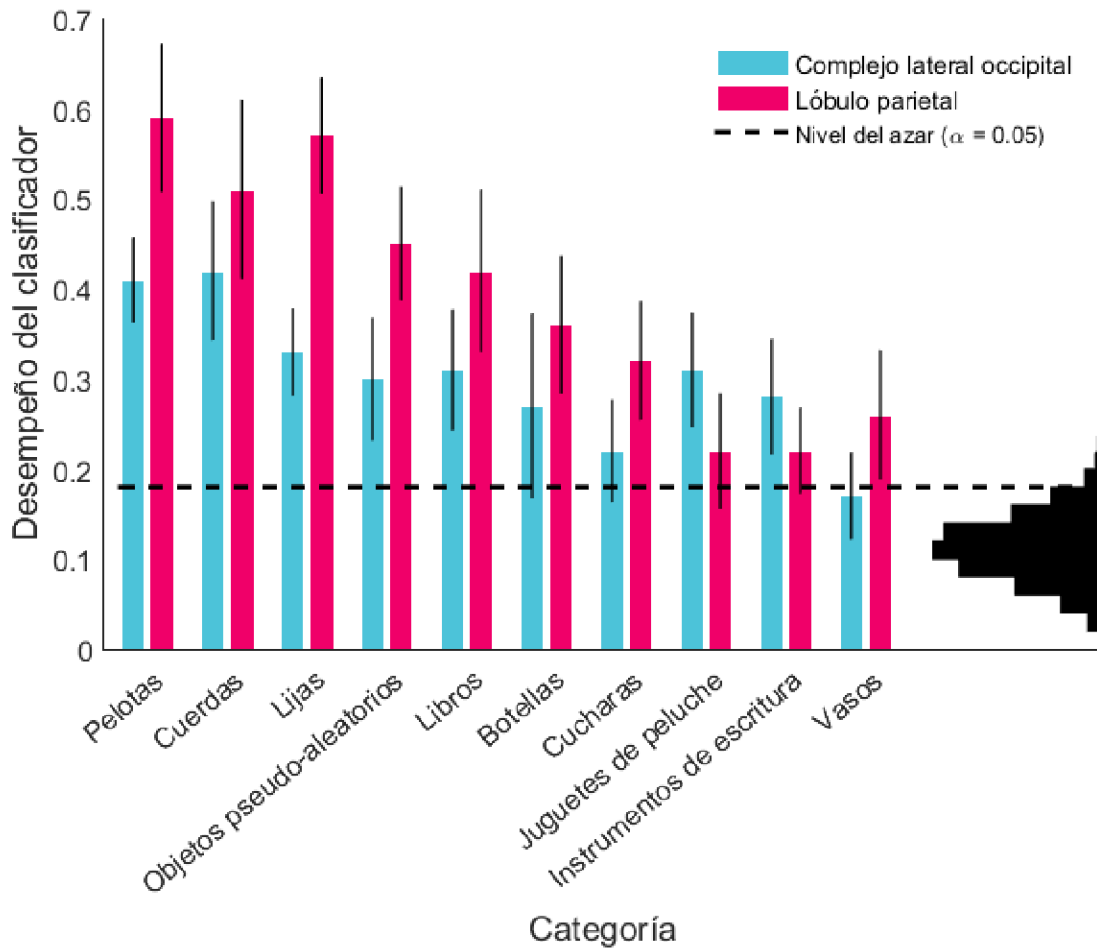


Figura 10. Todas las categorías contribuyen a la clasificación. Se muestra el desempeño del clasificador para cada categoría, en azul LOC y en rojo la región parietal. La distribución mostrada del lado derecho, muestra la distribución de desempeño generada a partir el entrenamiento del clasificador con categorías etiquetadas al azar (10,000 permutaciones). La línea punteada denota el nivel necesario para alcanzar significancia estadística a  $p < 0.05$ .

Con la intención de probar si la actividad del lóbulo parietal y LOC era similar entre participantes, se realizó una clasificación grupal, esta vez utilizando las adquisiciones de 9 participantes como entrenamiento y la restante como prueba

utilizando el procedimiento de validación cruzada (las adquisiciones de cada participante se ocuparon una vez como prueba y las restantes como entrenamiento). Para llevar a cabo esta clasificación, las adquisiciones de cada participante fueron transformadas al espacio estándar, hiperalineadas (véase Introducción) y posteriormente se realizó la clasificación. Para probar la especificidad de la clasificación, se analizaron dos regiones control, V1 y M1. Una prueba t de una muestra reveló que tanto el lóbulo parietal como LOC y M1 podían predecir significativamente ( $p < 0.05$ ) la categoría que los participantes exploraban pero no así V1 ( $p > 0.05$ ).

## Discusión y conclusiones

Los resultados mostraron que la categoría a la que pertenece un objeto explorado con la mano puede determinarse a través de los patrones de actividad en la corteza parietal y en LOC de ambos hemisferios. La diferencia en los mapas de predicción de cada participante pueden reflejar que cada participante utiliza estrategias diferentes para llevar a cabo la tarea, pero encontrar consistentemente que tanto el lóbulo parietal como LOC contienen información de las categorías indica que estas regiones procesan información sobre la categoría del objeto. Además, la posibilidad de hacer una clasificación grupal en ambas regiones, sugiere que la representación de categorías era similar entre participantes.

M1 resultó significativo cuando se agregaron 256 de vóxeles para el análisis y también al hacer la hyperalineación. En conjunción con las predicciones significativas del lóbulo parietal, estos resultados sugieren que, si bien los objetos eran diferentes en el mismo bloque, compartían algunas características físicas más allá de su categoría que permitieron su categorización utilizando información primaria. Como diferentes estrategias de movimientos de la mano para explorar cada tipo de objeto (Chen, Reitzen, Kohlenstein, & Gardner, 2009; Gardner, Ro, Babu, & Ghosh, 2007; S. S. Kim, Gomez-Ramirez, Thakur, & Hsiao, 2015; Thakur et al., 2008).

En el caso de la capacidad predictiva de la región parietal, esta puede ser explicada en parte a atributos físicos de los objetos o a movimientos de la mano diferentes para cada categoría, sin embargo, la capacidad para predecir la

categoría no difirió significativamente entre hemisferios. Si atributos de bajo nivel estuvieran contribuyendo en principal medida a la categorización, se esperarían mejores predicciones en el hemisferio izquierdo dado que los participantes utilizaban la mano derecha para llevar a cabo la exploración y este no fue el caso. En cambio, el desempeño similar entre ambos hemisferios apunta a que la información se encuentra codificada de forma abstracta y compartida (Smith & Goodale, 2015).

Los resultados mostraron que LOC contiene información sobre la categoría táctil (Amedi, Jacobson, Hendler, Malach, & Zohary, 2002; Saito et al., 2003). LOC se ha considerado como una región visual de alto nivel y se le ha relacionado el procesamiento multimodal de la forma y la identidad de un objeto, en cambio, no existe evidencia que sugiera que LOC realiza algún tipo de procesamiento somatosensorial de bajo nivel. En cambio, existe mucha evidencia que indica que LOC codifica la identidad de objetos reconocidos por el sistema visual y somático (Amedi et al., 2002; Erdogan, Quanjing, Frank, Bradford, & Robert, 2016; Lee Masson, Bulthé, Op De Beeck, & Wallraven, 2016; Lucan, Foxe, Gomez-Ramirez, Sathian, & Molholm, 2010; Peltier et al., 2007; Stilla & Sathian, 2008).

Estudios en monos Rhesus han encontrado conexiones entre la corteza parietal inferior y el surco temporal superior (B. Seltzer & Pandya, 1984), la corteza temporal rostral (Benjamin Seltzer & Pandya, 1994). Entre la corteza intraparietal y la corteza temporal inferior (Distler, Boussaoud, Desimone, & Ungerleider, 1993; Webster, Bachevalier, & Ungerleider, 1994). También se han encontrado conexiones análogas en humanos con estudios de trazado de fibras (Caspers et

al., 2006, 2008, 2013). Esta evidencia, en conjunción con nuestros resultados, sugiere un intercambio de información somatosensorial entre la corteza parietal y la corteza temporal para una representación de la información somatosensorial (Lacey et al., 2014; Sathian, 2016).

Existe desacuerdo respecto a la forma en que LOC representa un objeto, algunos autores sugieren que las representaciones en LOC son multimodales (táctiles y visuales) y que en el caso del tacto, se crean a partir de representaciones visuales de componentes conocidos. Estos hallazgos encuentran confirmación en otros experimentos en los que se ha encontrado activación en LOC relacionada a la representación táctil de objetos tridimensionales desconocidos (Amedi et al., 2002; Rojas-Hortelano et al., 2014). Sin embargo, se ha encontrado actividad occipitotemporal asociada a la representación de la forma de un objeto en participantes ciegos (Peelen, He, Han, Caramazza, & Bi, 2014; Pietrini et al., 2004), a pesar de que esta evidencia no descarta totalmente la posibilidad de imaginaria visual en participantes sin ceguera, los resultados son consistentes con la idea de que LOC puede estar codificando una representación abstracta de la identidad de un objeto.

En conjunto con evidencia previa, los resultados sugieren que la región parietal procesa atributos de bajo nivel y que esta información puede ser decodificada con el uso de resonancia funcional. Además, aporta evidencia a favor de una representación multimodal en LOC, una región que en estudios del sistema somatosensorial, se había visto implicada en el procesamiento de forma pero se



desconocía su involucramiento en un proceso táctil de orden superior como es el de categorías.

## Referencias

- Amedi, A., Jacobson, G., Hendler, T., Malach, R., & Zohary, E. (2002). Convergence of visual and tactile shape processing in the human lateral occipital complex. *Cerebral Cortex (New York, N.Y. : 1991)*, *12*(11), 1202–1212. <http://doi.org/10.1093/cercor/12.11.1202>
- Amedi, A., Raz, N., Azulay, H., Malach, R., & Zohary, E. (2010). Cortical activity during tactile exploration of objects in blind and sighted humans. *Restorative Neurology and Neuroscience*, *28*(2), 143–156. <http://doi.org/10.3233/RNN-2010-0503>
- Birznieks, I., Jenmalm, P., Goodwin, a W., & Johansson, R. S. (2001). Encoding of direction of fingertip forces by human tactile afferents. *The Journal of Neuroscience*, *21*(20), 8222–8237. <http://doi.org/21/20/8222> [pii]
- Bodegård, A., Geyer, S., Grefkes, C., Zilles, K., & Roland, P. E. (2001). Hierarchical processing of tactile shape in the human brain. *Neuron*, *31*(2), 317–328. [http://doi.org/10.1016/S0896-6273\(01\)00362-2](http://doi.org/10.1016/S0896-6273(01)00362-2)
- Bohlhalter, S., Fretz, C., & Weder, B. (2002). Hierarchical versus parallel processing in tactile object recognition: a behavioural-neuroanatomical study of aperceptive tactile agnosia. *Brain: A Journal of Neurology*, *125*(Pt 11),

2537–48. <http://doi.org/10.1093/brain/awf245>

Caspers, S., Eickhoff, S. B., Geyer, S., Scheperjans, F., Mohlberg, H., Zilles, K., & Amunts, K. (2008). The human inferior parietal lobule in stereotaxic space. *Brain Structure and Function*, 212(6), 481–495. <http://doi.org/10.1007/s00429-008-0195-z>

Caspers, S., Geyer, S., Schleicher, A., Mohlberg, H., Amunts, K., & Zilles, K. (2006). The human inferior parietal cortex: Cytoarchitectonic parcellation and interindividual variability. *NeuroImage*, 33(2), 430–448. <http://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.06.054>

Caspers, S., Schleicher, A., Bacha-Trams, M., Palomero-Gallagher, N., Amunts, K., & Zilles, K. (2013). Organization of the human inferior parietal lobule based on receptor architectonics. *Cerebral Cortex*, 23(3), 615–628. <http://doi.org/10.1093/cercor/bhs048>

Chen, J., Reitzen, S. D., Kohlenstein, J. B., & Gardner, E. P. (2009). Neural representation of hand kinematics during prehension in posterior parietal cortex of the macaque monkey. *Journal of Neurophysiology*, 102(6), 3310–3328. <http://doi.org/10.1152/jn.90942.2008>

Cohen, M. S., Kosslyn, S. M., Breiter, H. C., DiGirolamo, G. J., Thompson, W. L., Anderson, a K., ... Belliveau, J. W. (1996). Changes in cortical activity during mental rotation. A mapping study using functional MRI. *Brain*, 119, 89–100. <http://doi.org/10.1093/brain/119.1.89>

- Connolly, A. C., Guntupalli, J. S., Gors, J., Hanke, M., Halchenko, Y. O., Wu, Y.-C., ... Haxby, J. V. (2012). The Representation of Biological Classes in the Human Brain. *Journal of Neuroscience*, 32(8), 2608–2618. <http://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.5547-11.2012>
- De Santis, L., Spierer, L., Clarke, S., & Murray, M. M. (2007). Getting in touch: Segregated somatosensory what and where pathways in humans revealed by electrical neuroimaging. *NeuroImage*, 37(3), 890–903. <http://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2007.05.052>
- Deibert, E., Kraut, M., Kremen, S., & Hart, J. (1999). Neural pathways in tactile object recognition. *Neurology*, 52(7), 1413–1413. <http://doi.org/10.1212/WNL.52.7.1413>
- Dijkstra, N., Bosch, S. E., & van Gerven, M. a. J. (2017). Vividness of Visual Imagery Depends on the Neural Overlap with Perception in Visual Areas. *The Journal of Neuroscience*, 37(5), 1367–1373. <http://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.3022-16.2016>
- Distler, C., Boussaoud, D., Desimone, R., & Ungerleider, L. G. (1993). Cortical connections of inferior temporal area TEO in macaque monkeys. *The Journal of Comparative Neurology*, 334(1), 125–150. <http://doi.org/10.1002/cne.903340111>
- Erdogan, G., Quanjing, C., Frank, E. G., Bradford, Z. M., & Robert, A. J. (2016). Multisensory Part-based Representations of Objects in Human Lateral Occipital Cortex. *Journal of Cognitive Neuroscience*.

<http://doi.org/10.1162/jocn>

Etzel, J. A., Zacks, J. M., & Braver, T. S. (2013). Searchlight analysis: Promise, pitfalls, and potential. *NeuroImage*, 78, 261–269. <http://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.03.041>

Gardner, E. P., Ro, J. Y., Babu, K. S., & Ghosh, S. (2007). Neurophysiology of prehension. II. Response diversity in primary somatosensory (S-I) and motor (M-I) cortices. *Journal of Neurophysiology*, 97(2), 1656–70. <http://doi.org/10.1152/jn.01031.2006>

Genovese, C. R., Lazar, N. A., & Nichols, T. (2002). Thresholding of Statistical Maps in Functional Neuroimaging Using the False Discovery Rate. *NeuroImage*, 15(4), 870–878. <http://doi.org/10.1006/nimg.2001.1037>

Goodale, M. A., & Milner, A. D. (1992). Separate visual pathways for perception and action. *Trends in Neurosciences*, 15(1), 20–25.

Grill-Spector, K., Kourtzi, Z., & Kanwisher, N. (2001). The lateral occipital complex and its role in object recognition. *Vision Research*, 41(10–11), 1409–1422. [http://doi.org/10.1016/S0042-6989\(01\)00073-6](http://doi.org/10.1016/S0042-6989(01)00073-6)

Hadjikhani, N., & Roland, P. E. (1998). Cross-modal transfer of information between the tactile and the visual representations in the human brain: A positron emission tomographic study. *The Journal of Neuroscience: The Official Journal of the Society for Neuroscience*, 18(3), 1072–84. [http://doi.org/10.1016/S1053-8119\(96\)80365-X](http://doi.org/10.1016/S1053-8119(96)80365-X)

- Hamilton, R., Keenan, J. P., Catala, M., & Pascual-Leone, A. (2000). Alexia for Braille following bilateral occipital stroke in an early blind woman. *Cognitive Neuroscience Neuroreport*, 11(2), 959–4965. <http://doi.org/10.1097/00001756-200002070-00003>
- Hanke, M., Halchenko, Y. O., Sederberg, P. B., Hanson, S. J., Haxby, J. V., & Pollmann, S. (2009). PyMVPA: A python toolbox for multivariate pattern analysis of fMRI data. *Neuroinformatics*, 7, 37–53. <http://doi.org/10.1007/s12021-008-9041-y>
- Haxby, J. V. (2012). Multivariate pattern analysis of fMRI: the early beginnings. *NeuroImage*, 62(2), 852–5. <http://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.03.016>
- Haxby, J. V., Gobbini, M. I., Furey, M. L., Ishai, A., Schouten, J. L., & Pietrini, P. (2001). Distributed and Overlapping Representations of Faces and Objects in Ventral Temporal Cortex, 293(September), 2425–2430.
- Haxby, J. V., Grady, C. L., Horwitz, B., Ungerleider, L. G., Mishkin, M., Carson, R. E., ... Rapoport, S. I. (1991). Dissociation of object and spatial visual processing pathways in human extrastriate cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 88(5), 1621–1625.
- Haxby, J. V., Guntupalli, J. S., Connolly, A. C., Halchenko, Y. O., Conroy, B. R., Gobbini, M. I., ... Ramadge, P. J. (2011). A Common, High-Dimensional Model of the Representational Space in Human Ventral Temporal Cortex. *Neuron*, 72(2), 404–416. <http://doi.org/10.1016/j.neuron.2011.08.026>

- Hsiao, S. S. (2008). Central mechanisms of tactile shape perception. *Current Opinion in Neurobiology*, 18(4), 418–24. <http://doi.org/10.1016/j.conb.2008.09.001>
- James, T. W., Humphrey, G. K., Gati, J. S., Servos, P., Menon, R. S., & Goodale, M. A. (2002). Haptic study of three-dimensional objects activates extrastriate visual areas. *Neuropsychologia*, 40(10), 1706–1714. [http://doi.org/10.1016/S0028-3932\(02\)00017-9](http://doi.org/10.1016/S0028-3932(02)00017-9)
- Johansson, R. S., & Birznieks, I. (2004). First spikes in ensembles of human tactile afferents code complex spatial fingertip events. *Nature Neuroscience*, 7(2), 170–177. <http://doi.org/10.1038/nn1177>
- Johansson, R. S., & Flanagan, J. R. (2009). Coding and use of tactile signals from the fingertips in object manipulation tasks. *Nature Reviews. Neuroscience*, 10(5), 345–59. <http://doi.org/10.1038/nrn2621>
- Kaas, J. H., & Hackett, T. A. (1999). “What” and “where” processing in auditory cortex. *Nature Neuroscience*, 2(12).
- Kamitani, Y., & Tong, F. (2005). Decoding the visual and subjective contents of the human brain. *Nature Neuroscience*, 8(5), 679–685. <http://doi.org/10.1038/nn1444>
- Kim, J. G., Biederman, I., Lescroart, M. D., & Hayworth, K. J. (2009). Adaptation to objects in the lateral occipital complex (LOC): Shape or semantics? *Vision Research*, 49(18), 2297–2305. <http://doi.org/10.1016/j.visres.2009.06.020>

- Kim, S. S., Gomez-Ramirez, M., Thakur, P. H., & Hsiao, S. S. (2015). Multimodal Interactions between Proprioceptive and Cutaneous Signals in Primary Somatosensory Cortex. *Neuron*, 1–12. <http://doi.org/10.1016/j.neuron.2015.03.020>
- Klatzky, R. L., Lederman, S. J., & Reed, C. (1987). There's more to touch than meets the eye: The salience of object attributes for haptics with and without vision. *Journal of Experimental Psychology: General*, 116(4), 356–369. <http://doi.org/10.1037//0096-3445.116.4.356>
- Kosslyn, S. M. (2005). Mental images and the Brain. *Cognitive Neuropsychology*, 22(3–4), 333–347. <http://doi.org/10.1080/02643290442000130>
- Kriegeskorte, N., Goebel, R., & Bandettini, P. (2006). Information-based functional brain mapping. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 103(10), 3863–8. <http://doi.org/10.1073/pnas.0600244103>
- Lacey, S., Stilla, R., Sreenivasan, K., Deshpande, G., & Sathian, K. (2014). Spatial imagery in haptic shape perception. *Neuropsychologia*, 60(1), 144–158. <http://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2014.05.008>
- Ledberg, A., O'Sullivan, B. T., Kinomura, S., & Roland, P. E. (1995). Somatosensory activations of the parietal operculum of man. A PET study. *European Journal of Neuroscience*, 7(9), 1934–1941.
- Lee Masson, H., Bulthé, J., Op De Beeck, H. P., & Wallraven, C. (2016). Visual

and Haptic Shape Processing in the Human Brain: Unisensory Processing, Multisensory Convergence, and Top-Down Influences. *Cerebral Cortex*, 26(8), 3402–3412. <http://doi.org/10.1093/cercor/bhv170>

Lucan, J. N., Foxe, J. J., Gomez-Ramirez, M., Sathian, K., & Molholm, S. (2010). Tactile shape discrimination recruits human lateral occipital complex during early perceptual processing. *Human Brain Mapping*, 31(11), 1813–1821. <http://doi.org/10.1002/hbm.20983>

Maeder, P. P., Meuli, R. A., Adriani, M., Bellmann, A., Fornari, E., Thiran, J. P., ... Clarke, S. (2001). Distinct pathways involved in sound recognition and localization: a human fMRI study. *NeuroImage*, 14(4), 802–816.

Merabet, L., Thut, G., Murray, B., Andrews, J., Hsiao, S. S., & Pascual-Leone, A. (2004). Feeling by sight or seeing by touch? *Neuron*, 42(1), 173–179. [http://doi.org/10.1016/S0896-6273\(04\)00147-3](http://doi.org/10.1016/S0896-6273(04)00147-3)

Newman, S. D., Klatzky, R. L., Lederman, S. J., & Just, M. A. (2005). Imagining material versus geometric properties of objects: An fMRI study. *Cognitive Brain Research*, 23(2–3), 235–246. <http://doi.org/10.1016/j.cogbrainres.2004.10.020>

Norman, K. a, Polyn, S. M., Detre, G. J., & Haxby, J. V. (2006). Beyond mind-reading: multi-voxel pattern analysis of fMRI data. *Trends in Cognitive Sciences*, 10(9), 424–30. <http://doi.org/10.1016/j.tics.2006.07.005>

O'Sullivan, B. T., Roland, P. E., & Kawashima, R. (1994). A PET study of



somatosensory discrimination in man: Microgeometry versus macrogeometry. *European Journal of Neuroscience*, 6(September 1993), 137–148. <http://doi.org/10.1111/j.1460-9568.1994.tb00255.x>

Ogawa, S., Lee, T. M., Kay, A. R., & Tank, D. W. (1990). Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 87(24), 9868–72. <http://doi.org/10.1073/pnas.87.24.9868>

Peelen, M. V., He, C., Han, Z., Caramazza, A., & Bi, Y. (2014). Nonvisual and Visual Object Shape Representations in Occipitotemporal Cortex: Evidence from Congenitally Blind and Sighted Adults. *Journal of Neuroscience*, 34(1), 163–170. <http://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.1114-13.2014>

Peltier, S., Stilla, R., Mariola, E., LaConte, S., Hu, X., & Sathian, K. (2007). Activity and effective connectivity of parietal and occipital cortical regions during haptic shape perception. *Neuropsychologia*, 45(3), 476–83. <http://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2006.03.003>

Pereira, F., & Botvinick, M. (2011). Information mapping with pattern classifiers: A comparative study. *NeuroImage*, 56(2), 476–496. <http://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.05.026>

Pietrini, P., Furey, M. L., Ricciardi, E., Gobbini, M. I., Wu, W.-H. C., Cohen, L., ... Haxby, J. V. (2004). Beyond sensory images: Object-based representation in the human ventral pathway. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(15), 5658–63.

<http://doi.org/10.1073/pnas.0400707101>

Reed, C. L., Klatzky, R. L., & Halgren, E. (2005). What vs. where in touch: An fMRI study. *NeuroImage*, 25(3), 718–726.

<http://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2004.11.044>

Reed, C. L., Shoham, S., & Halgren, E. (2004). Neural Substrates of Tactile Object Recognition: An fMRI Study. *Human Brain Mapping*, 21(4), 236–246.

<http://doi.org/10.1002/hbm.10162>

Rojas-Hortelano, E., Concha, L., & De Lafuente, V. (2014). The parietal cortices participate in encoding, short-term memory, and decision-making related to tactile shape. *Journal of Neurophysiology*, (July 2014), jn.00177.2014-.

<http://doi.org/10.1152/jn.00177.2014>

Roland, P. E. (1987). Somatosensory detection of microgeometry, macrogeometry and kinesthesia after localized lesions of the cerebral hemispheres in man. *Brain Research Reviews*, 12(1), 43–94.

Roland, P. E., & Gulyas, B. (1994). Visual imagery and visual representation. *Trends in Neurosciences*, 17(7), 281–287.

Roland, P. E., O'Sullivan, B., & Kawashima, R. (1998). Shape and roughness activate different somatosensory areas in the human brain. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 95(March), 3295–3300. <http://doi.org/10.1073/pnas.95.6.3295>

Saito, D. N., Okada, T., Morita, Y., & Yonekura, Y. (2003). Tactile–visual cross-

- modal shape matching: a functional MRI study. *Cognitive Brain Research*, 17, 14–25.
- Sathian, K. (2016). Analysis of haptic information in the cerebral cortex. *Journal of Neurophysiology*, 116(4), 1795–1806. <http://doi.org/10.1152/jn.00546.2015>
- Sathian, K., & Zangaladze, A. (2002). Feeling with the mind's eye: contribution of visual cortex to tactile perception, 135, 127–132.
- Sathian, K., Zangaladze, A., Hoffman, J. M., & Grafton, S. T. (1997). Feeling with the mind's eye. *Neuroreport*, 8(18), 3877–3881. <http://doi.org/10.1097/00001756-199712220-00008>
- Schmidt, T. T., Ostwald, D., & Blankenburg, F. (2014). Imaging tactile imagery: Changes in brain connectivity support perceptual grounding of mental images in primary sensory cortices. *NeuroImage*, 98, 216–224. <http://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2014.05.014>
- Scott, C., Bellala, G., & Willett, R. (2009). The False Discovery Rate for Statistical Pattern Recognition. *Electronic Journal of Statistics*, 3(830480), 651–677. <http://doi.org/10.1214/09-EJS363>
- Seitz, R. J., Roland, P. E., Bohm, C., Greitz, T., & Stone??Elander, S. (1991). Somatosensory Discrimination of Shape: Tactile Exploration and Cerebral Activation. *European Journal of Neuroscience*, 3(6), 481–492. <http://doi.org/10.1111/j.1460-9568.1991.tb00835.x>
- Seltzer, B., & Pandya, D. N. (1984). Further observations on parieto-temporal

connections in the rhesus monkey. *Experimental Brain Research*, 55(2), 301–312. <http://doi.org/10.1007/BF00237280>

Seltzer, B., & Pandya, D. N. (1994). Parietal, temporal, and occipital projections to cortex of the superior temporal sulcus in the rhesus monkey: a retrograde tracer study. *The Journal of Comparative Neurology*, 343(3), 445–63. <http://doi.org/10.1002/cne.903430308>

Smith, F. W., & Goodale, M. A. (2015). Decoding visual object categories in early somatosensory cortex. *Cerebral Cortex*, 25(4), 1020–1031. <http://doi.org/10.1093/cercor/bht292>

Stilla, R., & Sathian, K. (2008). Selective visuo-haptic processing of shape and texture. *Human Brain Mapping*, 29(10), 1123–1138. <http://doi.org/10.1002/hbm.20456>

Stoesz, M. R., Zhang, M., Weisser, V. D., Prather, S. C., Mao, H., & Sathian, K. (2003). Neural networks active during tactile form perception: Common and differential activity during macrospatial and microspatial tasks. In *International Journal of Psychophysiology* (Vol. 50, pp. 41–49). [http://doi.org/10.1016/S0167-8760\(03\)00123-5](http://doi.org/10.1016/S0167-8760(03)00123-5)

Thakur, P. H., Bastian, A. J., & Hsiao, S. S. (2008). Multidigit movement synergies of the human hand in an unconstrained haptic exploration task. *The Journal of Neuroscience: The Official Journal of the Society for Neuroscience*, 28(6), 1271–81. <http://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.4512-07.2008>

Ungerleider, L. G., & Haxby, J. V. (1994). "What" and "where" in the human brain. *Current Opinion in Neurobiology*, 4(2), 157–165.

Van Boven, R. W., Ingeholm, J. E., Beauchamp, M. S., Bickle, P. C., & Ungerleider, L. G. (2005). Tactile form and location processing in the human brain. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 102(35), 12601–5. <http://doi.org/10.1073/pnas.0505907102>

Webster, M. J., Bachevalier, J., & Ungerleider, L. G. (1994). Connections of inferior temporal lobe areas TE and TEO with parietal and frontal cortex in macaque monkeys, 4, 470–483.

Zangaladze, A., Epstein, C. M., Grafton, S. T., & Sathian, K. (1999). Discrimination of Orientation. *Nature*, 401(7), 587–590.

Zhang, M., Weisser, V. D., Stilla, R., Prather, S. C., & Sathian, K. (2004). Multisensory cortical processing of object shape and its relation to mental imagery. *Cognitive, Affective & Behavioral Neuroscience*, 4(2), 251–259. <http://doi.org/10.3758/CABN.4.2.251>

# Anexo 1. Tactile object categories can be decoded from the parietal and lateral-occipital cortices

Neuroscience 352 (2017) 226–235

## TACTILE OBJECT CATEGORIES CAN BE DECODED FROM THE PARIETAL AND LATERAL-OCCIPITAL CORTICES

RAÚL HERNÁNDEZ-PÉREZ,\* LAURA V. CUAYA  
EDUARDO ROJAS-HORTELANO,  
AZALEA REYES-AGUILAR,  
LUIS CONCHA AND VICTOR DE LAFUENTE\*

Instituto de Neurobiología, Universidad Nacional Autónoma de México, Querétaro, QRO. 76230, Mexico

**Abstract**—The visual system classifies objects into categories, and distinct populations of neurons within the temporal lobe respond preferentially to objects of a given perceptual category. We can also classify the objects we recognize with the sense of touch, but less is known about the neuronal correlates underlying this cognitive function. To address this question, we performed a multivariate pattern analysis (MVPA) of functional magnetic resonance imaging (fMRI) activity to identify the cortical areas that can be used to decode the category of objects explored with the hand. We observed that tactile object category can be decoded from the activity patterns of somatosensory and parietal areas. Importantly, we found that categories can also be decoded from the lateral occipital complex (LOC), which is a multimodal region known to be related to the representation of object shape. Furthermore, a hyperalignment analysis showed that activity patterns are similar across subjects. Our results thus indicate that tactile object recognition generates category-specific patterns of activity in a multisensory area known to encode objects, and that these patterns have a similar functional organization across individuals. © 2017 IBRO. Published by Elsevier Ltd. All rights reserved.

**Key words:** tactile, somatosensory, perception, multivariate pattern analysis, object recognition, object category.

### INTRODUCTION

The ventral stream of the cortical visual system contains neural representations of visual objects such as faces, animals, and inanimate objects. Thus, an organizing principle of the visual system is the neural encoding of abstract categories of behaviorally relevant objects

(Kiani et al., 2007; Meyers et al., 2008; Freeman and Simoncelli, 2011; Lehky et al., 2014; Aparicio et al., 2016). It is well established that these neuronal representations are invariant to changes in low-level physical characteristics such as luminance, contrast, angle of view, location, or size. Moreover, it has been observed that some of these circuits encode representations that are invariant to the sensory modality used to recognize the objects, i.e., a given object elicits similar patterns of neuronal activity irrespective of the object being recognized by visual, auditory, or tactile cues (Amedi et al., 2001; Grill-Spector et al., 2001; Ghazanfar and Schroeder, 2006; Kassuba et al., 2011; Man et al., 2015). These unified neuronal representations correspond closely with the unified and stable subjective perception that we have of the objects around us.

In the somatosensory system, the different physical attributes that define a tactile object, such as texture, curvature, or edge orientation, are encoded in the neuronal activity of numerous parietal areas that show varying degrees of selectivity for those features (Bodegård et al., 2001; Iwamura, 1998; Sathian, 2016; Yamada et al., 2016; Yau et al., 2009, 2016). Peripheral receptors and areas 1 and 3b, for example, contain neurons that are selective for the orientation of edges (Bensmaïa et al., 2008; Pruszynski and Johansson, 2014; Peters et al., 2015); area SII contains neurons that show orientation selectivity across several finger pads (i.e., they show positional invariance; Fitzgerald et al., 2006), and there is evidence that edge curvature is represented in area 2 (Yau et al., 2013).

However, it is not clear if these variate tactile attributes, which are encoded in separate neuronal populations at early processing stages, converge in upstream association areas to generate a unified representation of tactile objects. Moreover, it is important to know if such tactile category encoding is located within the somatosensory system itself or whether it is located within a multisensory association area. There is strong evidence that the object representations along the temporal lobe can be activated by more than one sensory modality (Kim and Zatorre, 2011; Lacey and Sathian, 2014; Podrebarac et al., 2014; Snow et al., 2014), and we know that visual information can transfer to the tactile modality and vice-versa (Yildirim and Jacobs, 2013). In particular, the lateral occipital complex (LOC) has been shown to encode objects that are identified by touch or sight (Amedi et al., 2002; Peltier et al., 2007; Stilla and Sathian, 2008; Lucan et al., 2010; Masson et al., 2015; Erdogan

\*Corresponding authors. Addresses: Institute of Neurobiology, National Autonomous University of Mexico, Boulevard Juriquilla 3001, Querétaro, QRO. 76230, Mexico.

E-mail addresses: raul@lafuentelab.org (R. Hernández-Pérez), lafuentelab@unam.mx (V. de Lafuente).

**Abbreviations:** BOLD, blood-oxygen-level-dependent; fMRI, functional magnetic resonance imaging; LOC, lateral occipital complex; LSVM, linear support vector machine; M1, primary motor; MVPA, multivariate pattern analysis; SMA, supplementary motor area; V1, primary visual.

<http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroscience.2017.03.038>  
0306-4522/© 2017 IBRO. Published by Elsevier Ltd. All rights reserved.

et al., 2016). Pietrini and colleagues showed that the inferotemporal cortex generates neuronal representations of tactile objects and that these representations are similar to those generated by visually identifying the same objects (Pietrini et al., 2004).

The level of abstraction that follows object representation is object category, i.e., the representation of a group of objects that share a high-level attribute such as function (e.g., spoons or pens) or behavioral relevance (e.g., faces or animals). These categories have been described in the prefrontal, temporal and occipital lobes (Ishai et al., 2000; Kourtzi and Connor, 2011; Watanabe et al., 2012; McKee et al., 2014; Prokova et al., 2016). We seek to gather evidence on whether the cortical activity could be used to decode the category of an object explored with the sense of touch.

Recognizing and classifying the objects we touch is a fundamental cognitive skill that allows not only naming those objects, but more importantly, allows recovering stored relevant information related to the objects around us. Although objects vary considerably in their specific physical characteristics, classifying them into perceptual categories simplifies and organizes the sensory world around us. It allows planning our behavior and executing the motor commands to adequately interact with those objects. It is well established that subjects can correctly identify and categorize objects explored only with the sense of touch (for a recent review see Sathian, 2016). This can also be done by congenitally blind individuals, indicating that a visual representation of objects is not needed for identification or classification. A relevant question is thus what are the neuronal correlates of tactile object identification and, moreover, the neuronal correlates of tactile object categories.

The existence of neuronal representations of tactile categories would be consistent with the idea that the somatosensory system uses similar processing algorithms and strategies as the visual system, which hierarchically encodes object properties such as texture, form, object identity and finally, object category.

We performed a multivariate pattern analysis (MVPA) on block-design functional magnetic resonance imaging (fMRI) data to identify the cortical areas that contain enough information to decode tactile object categories significantly above chance (Hanke et al., 2009; Haxby et al., 2014). We probed the whole cortex with a searchlight analysis that selected the voxels within a sphere (radius = 3 voxels) to train a linear support vector machine (LSVM) to classify the activity associated with 10 types of objects that were explored with the right hand. Our results revealed voxel clusters in the parietal and the LOC from which the category of the touched objects could be decoded.

## EXPERIMENTAL PROCEDURES

### Stimuli and task design

Participants explored a total of 120 objects grouped into 10 categories comprising spoons, stuffed toys, bottles, pens, books, balls, strings, drinking glasses, pseudorandom 3D shapes, and square sandpapers with

different roughness (12 different objects per category). The objects were explored for 3 s with the right hand, and participants performed a one-back repetition detection task in which they had to indicate whether the object they explored was the same or different from the previous one. After the 3 s exploration period the object was removed and the participants had a 1 s window to press one of two buttons with their left hand to indicate whether the object was the same or different from the previous one.

A *block* consisted of six stimuli of the same category (Fig. 1). Blocks of different object categories were selected in pseudo-random order, lasted 24 s each, and were separated by a 12 s baseline. The stimuli in each block were selected with a 50% chance of being the same as the previous one. A presentation of 10 different blocks defined a *run*, and subjects performed 12 repetition runs that lasted 372 s each. Participants were given a 15 min break after six runs.

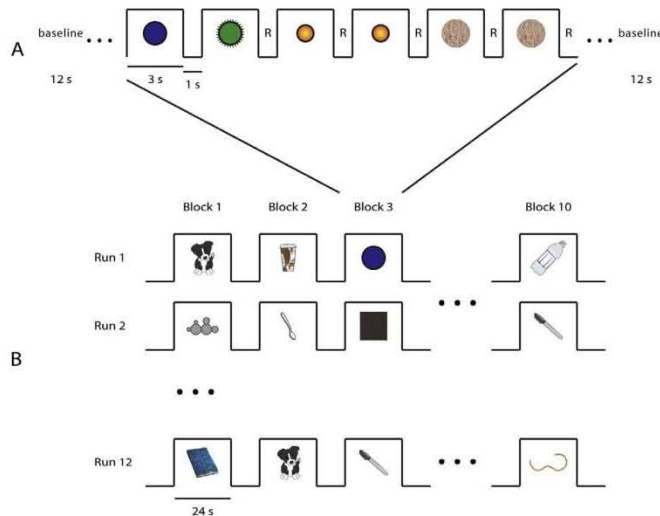
Subjects lay within the scanner with their right palm up and the experimenter handed them the objects following instructions from a computer monitor about the time and the object to be handled. The participants were instructed to close their eyes within the scanner and held a button pad with their left hand to press one of two buttons to indicate whether the current object was the same or different from the previous one. The objects we used were visible to the participants before and after completion of the scans. We did not attempt any systematic selection of object categories, and our criterion was straightforward: we selected common objects that could be comfortably manipulated with one hand and that were compatible with MRI. Only one category (the 3D random shapes that we used in a previous study, Rojas-Hortelano et al., 2014) contained non-familiar objects. We measured volume, weight and compliance (using von Frey filaments) of each object. Mean object volume was 251 cm<sup>3</sup>, mean weight 60 g, and mean compliance of non-rigid objects was 2 N.

### Subjects and Image acquisition

Ten healthy right-handed subjects (5 women, age range 27–36 yr) underwent fMRI on a 3-T Phillips Achieva TX scanner (Best, The Netherlands) using an echo planar imaging gradient echo (EPI-GRE) sequence with a repetition time (TR) of 2 s and an echo time (TE) of 27 ms. Functional volumes consisted of 32 axial slices covering the whole brain with a voxel size resolution of 2 × 2 × 3.5 mm<sup>3</sup>. On each of the 12 repetition runs 190 volumes were acquired. Subjects gave written consent and were compensated for their time. Experimental procedures were approved by the institutional Research Ethics Committee and were in accordance with the Declaration of Helsinki.

### Data preprocessing and pattern analysis

Data preprocessing was performed with FSL (FMRIB's Software Library; [www.fmrib.ox.ac.uk/fsl](http://www.fmrib.ox.ac.uk/fsl)). Each run was motion-corrected to the first volume of each participant. No smoothing or filtering was applied. Images were



**Fig. 1.** Task design. (A) Participants explored an object with their right hand for 3 s and had to indicate whether it was the same or different from the previous object. A 1 s window separated each stimulus presentation during which subjects pressed one of two buttons with their left hand to communicate their decision (R). (B) Six stimulus presentations of the same category defined a block, and 10 blocks of the different object categories constituted a run. A total of 12 repetition runs were collected in the fMRI session of each participant. Each block lasted 24 s and were separated by a 12 s baseline period.

brain-extracted and temporally realigned. MVPA was performed using the PyMVPA software package (Hanke et al., 2009) and the LibSVM's implementation of the SVM ([www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm](http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm)). We used the multi-class classification implemented in the PyMVPA package. The particular algorithm, called “boosting” uses meta-classifiers that are formed from basic classifiers and then used to form a meta-prediction (Connolly et al., 2016; Hanke et al., 2009).

Previous to the MVPA, the events in each run were time-shifted 6 s to account for the hemodynamic response. Each run was linearly detrended, Z-scored, and had the baseline volumes removed. The blood-oxygen-level-dependent (BOLD) signal of each voxel was averaged over the 24 s duration of each stimuli block (a 24 s block contained six stimuli of the same category; Fig. 1). We performed a 10 way classification in which the LSVM classifier had to choose among the 10 possible categories for the prediction. The classifier performance was calculated by adding the number of correct classifications divided by the total number of classification attempts. A full-brain searchlight analysis was performed using a 3-voxel radius, and an LSVM classifier was used to assess whether object category could be differentiated by the patterns of BOLD activity in the voxels within the searchlight sphere (Pereira and Botvinick, 2011). In the searchlight analysis, each voxel was selected along with a sphere of voxels around it. The BOLD signal in these voxels (the mean activity

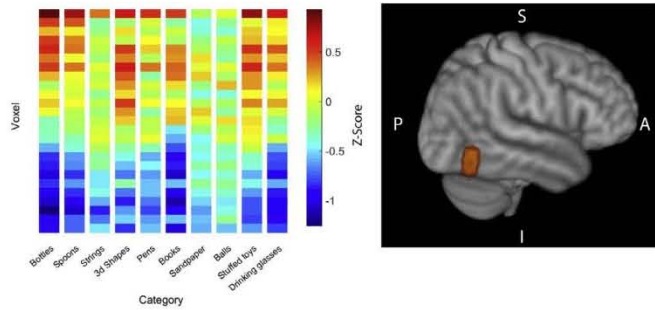
across the 24-s block duration) was used to train the LSVM classifier to measure the accuracy with which the sphere of voxels could predict the different object categories. The accuracy of the sphere then becomes the accuracy of the voxel at the center (Etzel et al., 2013). We illustrate the effect on accuracy of using different radiuses for the searchlight analysis (Fig. 5), but for all the analyses and statistical calculations we used a 3-voxel radius.

The classifier performance for each sphere of voxels was estimated using a leave-one-out cross-validation scheme. This consisted in training the classifier using all but one experimental run and then predicting the object category of that test run. A different test run was then selected and the classifier was then re-trained with the remaining runs. The procedure was repeated until all runs were used once as the test run. This was repeated for every voxel in the brain, resulting in a spatial map of prediction accuracy. A map of accuracy was created for each participant.

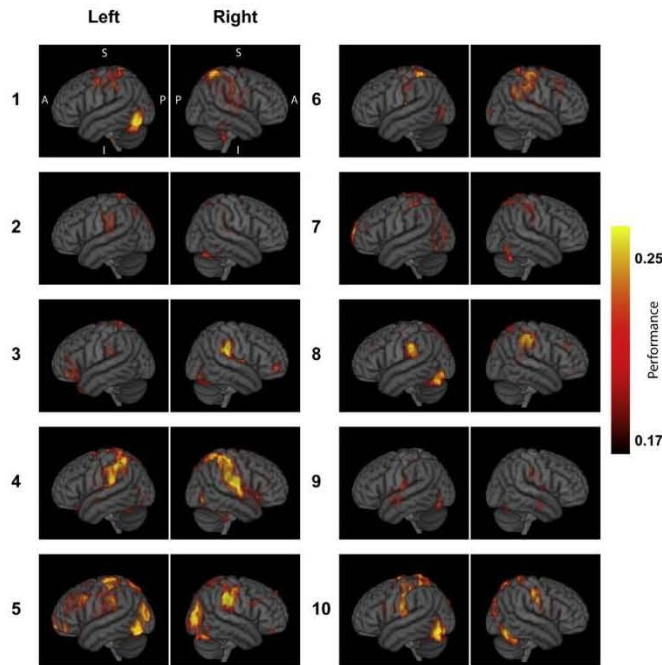
The single-subject maps were thresholded with the binomial test to show the voxels whose probability of identifying the object categories was significantly above chance level ( $p < 0.01$ ; chance level is 1/10). For the 120 trials distributed over 10 categories the expected chance outcome is 12 correct trials. The binomial test tells us that 20 or more correctly classified trials are significantly above chance, and that corresponds to a performance accuracy of  $20/120 = 0.167$ , which is the cutoff level depicted in the color scale of Fig. 3. In order to estimate the cluster size expected by chance we selected the sphere with the best performance in a given participant, and calculated the performance under a no-signal condition, in which the category labels were randomized in the runs used to train the classifier. We repeated this process 1000 times. This provided us with an expected performance distribution. We created 1000 new single-subject maps for each run by taking random samples from the created distribution. These provide us with performance maps under a no-signal condition. From these maps, we calculated the cluster sizes expected by chance and use them to correct the single-subject maps ( $p < 0.01$ ).

To identify the informative voxels across subjects (group analysis) we transformed each subject's map to the MNI-152 standard space and applied a binomial test on the pooled trials to filter out the voxels that did not surpass the 0.1 chance probability value. After this, we performed a *t*-test on each voxel of this standard map (cut-off value  $t(9) = 2.82$ ;  $p = 0.01$ ; Fig. 4), correcting





**Fig. 2.** Example data. The mean BOLD signals of 25 voxels from a mask over the lateral occipital complex (LOC) of one subject are shown for each object category (Z-score, voxels were selected from an ANOVA-based feature selection ranking). The LSVM algorithm is trained to classify the spatial pattern of activity associated with each category and its accuracy is then measured by classifying data on which it was not trained.



**Fig. 3.** Single-subject prediction accuracy maps. The prediction accuracy (probability of correct classification) at each voxel is shown in color and was calculated from a sphere of voxels around it (radius = 3, searchlight analysis). Only voxels with accuracy above chance level are shown ( $p < 0.01$ , binomial test, cluster-corrected). Individual maps were transformed to the MNI-152 atlas. Note that although significant variability is observed between participants, informative voxels are consistently observed in the parietal, and temporo-occipital cortices.

for multiple comparison with the False Discovery Rate method ( $p < 0.01$ ). Finally, we performed cluster correction on the group-level map by randomly shuffling

the categories labels (Monte Carlo permutation testing, 1000 permutations). This group analysis resulted in a new map showing the significant t-static value (Fig. 4) of performance accuracy across participants.

For the hyperalignment analysis, masks in the parietal and the LOC were used to select the voxels that were analyzed using the methods described by Haxby et al., (2011) with the PyMVPA software package (Hanke et al., 2009). Briefly, hyperalignment is a method that aligns participants' data in a common high-dimensional space in order to evaluate the extent to which activity patterns are consistent across subjects. For this, the activity of the voxels selected from the masks is represented as a high-dimensional vector (a dimension for each voxel), and a transformation matrix is used to rotate the vector such that distances between vectors are minimized (one vector for each stimulus category). This creates what is called a *common model space* that represents the activity associated with each object category across subjects. The LSVM classifier is then trained to classify the object categories using the aligned activity, and its accuracy is tested on the activity of each participant in a leave-one-out scheme. The result of this analysis is an accuracy estimate with which the category of a tactile object can be decoded from the activity of one subject using what the classifier learned from the other subjects. We used 300 voxels selected from an ANOVA and ranked them according to their modulation across the ten object categories (ANOVA-based feature selection ranking). We avoided double-dipping by leaving the subject to be tested out of the voxel selection.

**RESULTS**

The participants explored the objects with their right hand and successfully performed the one-back same-different task with an overall 90.4% of correct responses ( $\pm 1\%$  s.e.; chance performance is 50%). This behavioral result confirms that subjects were attending to the stimuli and were using tactile information to determine whether two

consecutively presented objects were the same or different (Fig. 1). We found no differences in the percentage of correct responses across object categories ( $p = 0.57$ , Friedman test). This is an important result because it rules out that differences in task difficulty across categories (and not tactile properties) might have helped the LSVM classifier to distinguish between objects.

We used a MPVA searchlight analysis to identify the brain areas with activity patterns that were significantly informative about object categories. An example of the raw data that were used to train the LSVM classifier is illustrated in Fig. 2, where the BOLD signals of 25 voxels from the LOC are shown for the different object categories that a participant explored. The different spatial patterns, induced by the different object categories, are used by the LSVM classifier to predict the objects that participants touch. Although there might appear that some object categories share similarities in their pattern of cortical activation, a representation similarity analysis (RSA) failed to reveal any meaning pattern, i.e., we could not establish a hierarchical arrangement of the evoked neuronal activity.

The voxels that are significantly informative about tactile category are shown in single-subject maps in Fig. 3 ( $p < 0.01$ , corrected for multiple comparisons; see Methods). The results illustrate that although a considerable amount of variability exists between subjects, there are informative clusters consistently located in the parietal and temporo-occipital regions. These single-subject maps demonstrate that prediction accuracies can reach 25%, well above the 10% chance accuracy expected from classifying 10 categories.

The brain regions that were consistently predictive across subjects were identified by a group analysis that marked the voxels with prediction accuracy significantly above chance ( $p < 0.01$ ; see Methods). This group analysis revealed that the category of tactile objects can be decoded from the activity of two bilateral cortical clusters: one is a large cluster spanning the anterior and posterior parietal lobes, and the other is a smaller cluster located in the lateral-occipital regions of both hemispheres (Fig. 4).

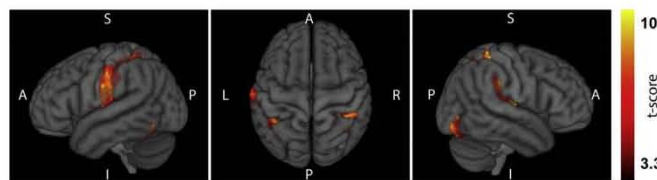
To test the generality of these results we used a different classifier algorithm called k-Nearest-Neighbor (kNN) and found that although the general accuracy

was ~20% lower with this classifier, the results are similar in the sense that both areas are informative about object category and the parietal areas have larger prediction accuracy.

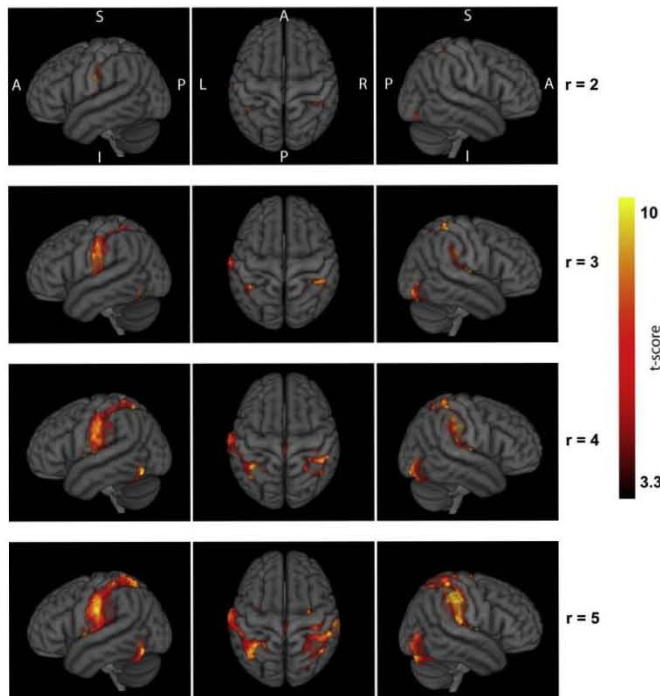
To estimate the variability in classification accuracy that can be expected by chance we carried a Monte Carlo permutation testing in which we randomly shuffled object categories and recalculated the classification accuracy (1000 repetitions). The distribution of accuracies is plotted in Fig. 6 and it shows that the chance of obtaining a classification accuracy larger than 0.18 is less than 0.01. Importantly, the accuracy from shuffled data never reached the peak accuracies of LOC and parietal cortices, so the statistical significance of the results are at least  $p < 1e-3$ . This result demonstrates that our results are significantly above chance and above the noise expected from the intrinsic variability in the BOLD signal.

It is known that the number of informative voxels increases when a larger searchlight radius is used (Etzel et al., 2013). To explore this effect, we calculated the significantly informative voxels, at group level, for radiuses of 2–5 voxels (Fig. 5). The results of this analysis show that, as expected, the extension of the informative clusters grows in proportion to the radius used in the searchlight procedure. We note, however, that the location of the most significantly informative clusters ( $t$ -score  $> 5$ ) remains centered in the parietal and lateral temporo-occipital cortices. As Fig. 5 shows, the searchlight with radiuses 4 and 5 revealed that the posterior end of the supplementary motor area (SMA) is also informative about object category. This observation is consistent with previous research indicating that the SMA is engaged in tactile object recognition (Reed et al., 2004). The figure also shows small changes in the location of peak significance and this is an expected result arising from incorporating new voxels into the training of the classifier and the calculation of accuracy.

After having identified the parietal and the temporo-occipital regions as informative about the object category we then wanted to compare the prediction accuracy between these two cortical regions, and also estimate how this accuracy changes as a function of the number of voxels used to train the LSVM classifier. The voxels were selected from bilateral masks covering the parietal lobes and the LOCs, and they were added according to an ANOVA-based feature selection ranking. The results shown in Fig. 6 demonstrate that, for any given number of voxels, the parietal lobe has a greater capacity to identify object category as compared to the LOC region. Prediction accuracy peaks at around  $10^2$  voxels for both areas. Given that the LOC and parietal cortices have different intrinsic sizes, this analysis shows that the parietal cortex has a larger accuracy in predicting object categories even when controlling for the number of voxels. We



**Fig. 4.** Object category could be predicted from clusters located over the parietal and temporal-occipital cortices. The significantly informative voxels across participants ( $p < 0.01$ ,  $t$ -test, FDR and cluster-corrected) are shown over lateral and superior views of the MNI-152 atlas. Color denotes the  $t$ -score of the test at the group level ( $n = 10$  participants). (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)



**Fig. 5.** The extension of the informative regions grows as a function of the searchlight radius (one row for each radius, indicated by  $r$ ). The significantly predictive voxels are shown in color over lateral and superior view of the MNI-152 atlas. Note that although the area of significantly informative regions is dependent on the radius of the searchlight sphere, the clusters remain centered on the parietal and temporo-occipital lobes. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

additionally computed the accuracy of the combined areas and found that it was  $\sim 2\%$  greater than that of the parietal cortices alone. We also conducted a psychophysical interaction analysis (PPI; Friston et al., 1997) by placing a seed (6 mm in diameter) in the left LOC (MNI coordinates  $x = -56$ ,  $y = -62$ ,  $z = -8$ ) and found that during task execution the activity of LOC and parietal cortices (ventral portion) were negatively correlated ( $p < 0.05$ ). This is an interesting finding that could be related to the different processing strategies that these cortices use during the tactile exploration task.

It is possible that one or two categories could be pushing discrimination accuracy up, with the rest of the categories being discriminated at chance level. To explore this possibility we plot the classifier accuracy for each category, for LOC and the parietal areas (Fig. 6B). It can be seen that, although there is a gap of  $\sim 40\%$  between the highest and lowest category, instead of a few areas pushing general accuracy up there is a continuum of classification performance across categories.

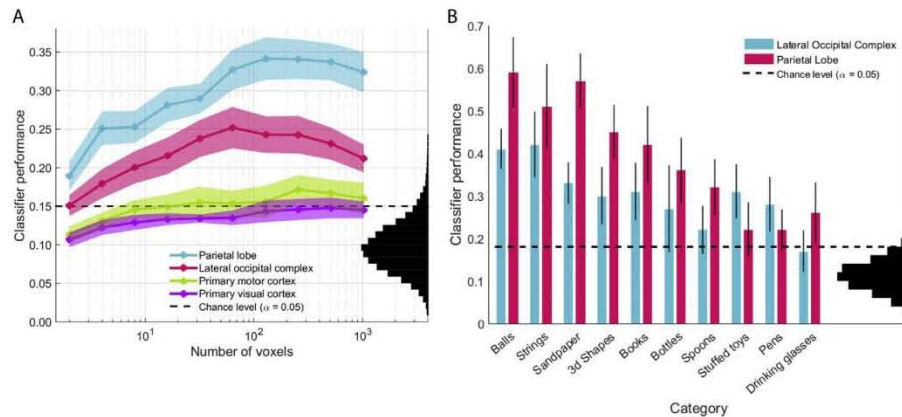
Finally, we were interested in testing the extent to which the patterns of activity in the parietal and LOC

regions are comparable across individuals. If the tactile exploration of objects were to generate a consistent pattern of activity across individuals, that would support the notion that the classifier is making use of physiologically relevant patterns inherent to the parietal and LOC cortices. To test this, we used a hyperalignment method in which the activity of the parietal and LOC regions of each subject was projected onto a high-dimensional space and then rotated to minimize the distance between the representations of the categories across subjects. The LSVM classifier was then trained on this hyperaligned activity, and the classification performance was tested on the activity of each participant. We trained the classifier with voxel activity from bilateral masks of the parietal and LOC regions of each participant in a leave-one-out cross-validation scheme. The results indicate that the hyperaligned patterns of activity can be successfully used to predict the categories of the objects that each participant is exploring ( $t$ -test,  $p = 0.012$  for the LOC mask,  $p = 4e-5$  for the parietal mask; 300 voxels were used from each mask). This evidence supports the notion that the exploration of tactile objects generates similar patterns of activity across subjects.

To test the specificity of the hyperalignment analysis we selected voxels from masks over the primary visual (V1) and primary motor (M1) areas and repeated the alignment procedure and classifier training. We found that V1 and M1 patterns of activity were not significantly informative of object category (V1 accuracy was 0.096,  $p = 0.63$ ; M1 accuracy was 0.116,  $p = 0.032$ ). It must be noted that M1 was close to statistical significance and this could be due to its close relationship with the parietal cortices that, as our results show, are informative about object category.

## DISCUSSION

Our results demonstrate that the category of an object explored with the hand can be decoded significantly above chance from the pattern of activity of parietal and LOC cortices of both hemispheres. The decoding accuracy maps of single subjects show that there is considerable variability in the distribution of voxels that can be used to train the classifier. This may reflect differences in the perceptual and cognitive strategies



**Fig. 6.** (A) Classification performance is dependent on the number of voxels used to train the LSVM classifier. The order in which the voxels from the parietal and the lateral occipital complex (LOC) cortices are added was determined by ordering them according to an ANOVA-based feature selection ranking. The parietal cortex has larger predictive capacity for a given number of voxels as compared to LOC. The shaded region denotes standard error of the mean across subjects. The distribution on the right represents the classifier performance under a no-signal condition in which the category labels in the training set are randomly shuffled (Monte Carlo permutation test, 1000 repetitions). (B) All categories contribute to the general classification performance. The classification performance of each category was calculated from the bilateral masks of the lateral occipital complex and the parietal cortex for all participants ( $n = 10$ ). Error bars denote standard error of the mean across subjects. The distribution shown in the right was calculated by randomly shuffling the categories before training the classifier in a permutation test (1000 repetitions).

that each participant uses to explore and identify the objects. Importantly, however, the group analysis revealed consistent informative clusters in the parietal and LOC cortices. Moreover, the patterns of activity in these predictive areas were similar across subjects as revealed by the hyperalignment method in which the activity of the group could be successfully used to decode the objects that single subjects were exploring. This result indicates that the functional representation of object category within this cortical region is shared among individuals.

It is important to note that the objects from the different categories have different shapes, weights, and textures, and it is likely that subjects used different hand movements to explore the objects of different categories (Thakur et al., 2008; Chen et al., 2009). The hand movements required to explore and recognize the shape of a spoon, for example, are different from those used to identify a stuffed toy. It is not surprising, then, that object categories can be decoded from the patterns of activity of the somatosensory areas (Gardner et al., 2007; Mollazadeh et al., 2014; Kim et al., 2015). A plausible explanation is that the activity of the somatosensory areas can be used to decode objects because different categories induce different exploratory movements and thus generate distinct streams of low-level physical information. The hyperalignment analysis supports this view as it revealed that M1 decoding accuracy was close to statistical significance ( $p = 0.032$ ).

Although the predictive capacity of the somatic cortices might be due in part to different physical attributes and the different exploratory movements inherent to each type of object, we want to point out that

accuracy levels are similar for both hemispheres (Fig. 5, bottom panels). If low-level attributes and hand movements were the only contributing factor to classification performance, we would have expected accuracy to be higher in the left hemisphere given that subjects explored the objects with their right hand. Since the low-level motor and somatosensory response fields are lateralized and spatially localized, the fact that similar performance is observed across hemispheres suggests that more abstract information is shared between hemispheres (Smith and Goodale, 2013).

In addition to the somatosensory cortices, our searchlight analysis revealed that the patterns of LOC activation also allow the decoding of tactile object categories (Amedi et al., 2002; Saito et al., 2003). The predictive capacity of LOC is unlikely to be explained by low-level physical attributes such as shape, texture or weight, or by differences in hand movements used to explore each type of object. The LOC is a high-level visual region that is known to be related to multimodal processing of object shape and identity, and there is no evidence suggesting that LOC is engaged in the processing of low-level somatic information. Instead, there is a large body of previous findings that strongly support the notion that LOC encodes the identity of objects recognized by visual or somatic exploration (Amedi et al., 2002; Stilla and Sathian, 2008; Lucan et al., 2010; Masson et al., 2015; Erdogan et al., 2016; Peltier et al., 2007).

Anatomical evidence, from tracer studies in macaque monkeys, shows that somatosensory information reaches the temporal lobe through the inferior parietal lobe. Starting in the primary somatosensory cortices (areas 3a, 3b, 1 and 2), tactile activity then travels to the

superior (area 5) and inferior parietal lobe (areas 7a and 7b). The inferior parietal lobe then projects to the superior and inferior temporal lobes by means of the middle and inferior longitudinal fasciculi, respectively (Jones, 1969; Andersen et al., 1990; Distler et al., 1993; Seltzer and Pandya, 1994; Webster et al., 1994). The human homologs of these connections have been found using fiber-tracking techniques (Caspers et al., 2011; Schmahmann et al., 2007). Moreover, it has been recently proposed that LOC and the parietal cortices are part of a “grasping network” that generates purposeful hand actions such as tactile object recognition, both in monkeys and humans (Borra and Luppino, 2016; Borra et al., 2017).

There at least two explanations that can be contemplated in trying to understand the nature of the representation observed in LOC. One is that LOC contains an abstract representation of objects that can be elicited by any sensory modality. The second explanation is that LOC contains a visual representation of objects, and this visual representation can be evoked by different sensory modalities such as touch or audition (James et al., 2002; Zhang et al., 2004).

In a previous investigation we identified the cortical areas related to exploring and comparing the shape of objects explored with the hand, and we also found LOC activation (Rojas-Hortelano et al., 2014). A key experimental design in that study was that the participants never saw the objects, and their 3D shapes were pseudo-randomly created. Thus, we know that LOC is able to encode shapes that have never been seen. However, any object explored with the hand, familiar or not, can be visually represented as a combination of previously known shapes such as spheres or cubes. Therefore, a visual representation in LOC cannot be easily dismissed. Recent studies have found that the occipitotemporal cortex is able to represent object shape in blind people (Pietrini et al., 2004; Bonino et al., 2008; Peelen et al., 2014), and although this does not rule out a visual representation in sighted individuals, the results are consistent with the idea that LOC might encode an abstract representation of object identity. We speculate that the parietal cortices encode low level attributes of the objects such as texture and weight while LOC might be encoding shape and object identity. However, future research is needed to elucidate the specific role that the parietal and LOC cortices play in the identification of objects and object categories. Future experiments with an event-related design are also needed for the analysis of single trials. This would allow to compare correct versus incorrect behavioral responses and the neuronal activity underlying the decision-making component of the task.

As was brought to our attention by an anonymous reviewer the group accuracy map (Fig. 4) shows that the somatosensory orofacial region has significant predictive accuracy. This is an intriguing observation whose meaning we can only speculate about. The identification of objects could have triggered the imagery of the objects' name. Although this imagery process should have also recruited the orofacial motor cortex, it is important to note that the MVPA does not measure

activation but makes use of the spatial patterns of activity. In this sense, the proximity of supramarginal gyrus and the orofacial cortices could have increased their combined predictive capacity.

What physical attributes the participants use to classify the objects is an interesting question. We approached this issue by performing hierarchical clustering on the dissimilarity matrix that results from the pairwise comparison of the distance between categories in the high-dimensional space. We failed to uncover any evident or meaningful classification. This result indicates that the categories we used did not systematically vary along a physical or perceptual axis.

## CONCLUSION

Our investigation answered a simple but important question: tactile object categories can be decoded not only from the somatic and motor cortices, but also from what is likely a multimodal representation of objects located at the junction of the occipital and temporal lobes. How this abstract representation of objects emerges through learning, and how it is evoked by the low-level information arising from the sensory systems are fundamental questions that are intensely investigated but that we do not yet fully understand (Man et al., 2013).

*Acknowledgments*—We thank Edgar Bolaños, Leopoldo González and Erick Pasaye for their technical assistance, and Jessica M. González Norris for proofreading. We appreciate the comments and suggestions of Fernando Barrios and Sarael Alcauter. Raúl Hernández-Pérez is a doctoral student from Programa de Doctorado en Ciencias Biomédicas, Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) and received a fellowship (409258) from Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT). This research was supported by Dirección del Personal Académico de la Universidad Nacional Autónoma de México (VdL: IN201115) and CONACYT (VdL: 254313, 247200, *Fronteras de la Ciencia* 245, LC: SSA/IMSS/ISSSTE-Conacyt 181508).

## REFERENCES

- Amedi A, Jacobson G, Hendler T, Malach R, Zohary E (2002) Convergence of visual and tactile shape processing in the human lateral occipital complex. *Cereb Cortex* 12(11):1202–1212.
- Amedi A, Malach R, Hendler T, Peled S, Zohary E (2001) Visuo-haptic object-related activation in the ventral visual pathway. *Nat Neurosci* 4(3):324–330.
- Andersen RA, Asanuma C, Essick G, Siegel RM (1990) Corticocortical connections of anatomically and physiologically defined subdivisions within the inferior parietal lobule. *J Comp Neurol* 296(1):65–113.
- Aparicio PL, Issa E, DiCarlo JJ (2016) Neurophysiological organization of the middle face patch in macaque inferior temporal cortex. *J Neurosci*. <http://dx.doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0237-16.2016>.
- Bensmaïa SJ, Denchev PV, Dammann JF, Craig JC, Hsiao SS (2008) The representation of stimulus orientation in the early stages of somatosensory processing. *J Neurosci* 28(3):776–786.
- Bodegård A, Geyer S, Grefkes C, Zilles K, Roland PE (2001) Hierarchical processing of tactile shape in the human brain. *Neuron* 31(2):317–328.
- Bonino D, Ricciardi E, Sani L, Gentili C, Vanello N, Guazzelli M, Pietrini P (2008) Tactile spatial working memory activates the

- dorsal extrastriate cortical pathway in congenitally blind individuals. *Arch Ital Biol* 146(3–4):133–146.
- Borra E, Gerbella M, Rozzi S, Luppino G (2017) The macaque lateral grasping network: a neural substrate for generating purposeful hand actions. *Neurosci Biobehav Rev*.
- Borra E, Luppino G (2016) Functional anatomy of the macaque temporo-parieto-frontal connectivity. *Cortex*.
- Caspers S, Eickhoff SB, Rick T, von Kapri A, Kuhlen T, Huang R, Zilles K (2011) Probabilistic fibre tract analysis of cytoarchitecturally defined human inferior parietal lobule areas reveals similarities to macaques. *Neuroimage* 58(2):362–380.
- Chen J, Reitzen SD, Kohlenstein JB, Gardner EP (2009) Neural representation of hand kinematics during prehension in posterior parietal cortex of the macaque monkey. *J Neurophysiol* 102(6):3310–3328.
- Connolly AC, Sha L, Guntupalli JS, Oosterhof N, Halchenko YO, Nastase SA, Haxby JV (2016) How the human brain represents perceived dangerousness or “predacity” of animals. *J Neurosci* 36(19):5373–5384.
- Distler C, Boussaoud D, Desimone R, Ungerleider LG (1993) Cortical connections of inferior temporal area TEO in macaque monkeys. *J Comp Neurol* 334(1):125–150.
- Erdogan G, Chen Q, Garcea FE, Mahon BZ, Jacobs RA (2016) Multisensory part-based representations of objects in human lateral occipital cortex. *J Cogn Neurosci*.
- Etzel JA, Zacks JM, Braver TS (2013) Searchlight analysis: promise, pitfalls, and potential. *Neuroimage* 78:261–269.
- Fitzgerald PJ, Lane JW, Thakur PH, Hsiao SS (2006) Receptive field properties of the macaque second somatosensory cortex: representation of orientation on different finger pads. *J Neurosci* 26(24):6473–6484.
- Freeman J, Simoncelli EP (2011) Metamers of the ventral stream. *Nat Neurosci* 14(9):1195–1201.
- Friston KJ, Buechel C, Fink GR, Morris J, Rolls E, Dolan RJ (1997) Psychophysiological and modulatory interactions in neuroimaging. *Neuroimage* 6(3):218–229.
- Gardner EP, Babu KS, Reitzen SD, Ghosh S, Brown AS, Chen J, Ro JY (2007) Neurophysiology of prehension. I. Posterior parietal cortex and object-oriented hand behaviors. *J Neurophysiol* 97(1):387–406.
- Ghazanfar AA, Schroeder CE (2006) Is neocortex essentially multisensory? *Trends Cogn Sci* 10(6):278–285.
- Grill-Spector K, Kourtzi Z, Kanwisher N (2001) The lateral occipital complex and its role in object recognition. *Vision Res* 41(10):1409–1422.
- Hanke M, Halchenko YO, Sederberg PB, Hanson SJ, Haxby JV, Polimann S (2009) PyMVPA: a python toolbox for multivariate pattern analysis of fMRI data. *Neuroinformatics* 7(1):37–53.
- Haxby JV, Connolly AC, Guntupalli JS (2014) Decoding neural representational spaces using multivariate pattern analysis. *Annu Rev Neurosci* 37:435–456.
- Haxby JV, Guntupalli JS, Connolly AC, Halchenko YO, Conroy BR, Gobbini MI, Hanke M, Ramadge PJ (2011) A common, high-dimensional model of the representational space in human ventral temporal cortex. *Neuron* 72(2):404–416.
- Iwamura Y (1998) Hierarchical somatosensory processing. *Curr Opin Neurobiol* 8(4):522–528.
- Ishai A, Ungerleider LG, Haxby JV (2000) Distributed neural systems for the generation of visual images. *Neuron* 28(3):979–990.
- James TW, Humphrey GK, Gati JS, Servos P, Menon RS, Goodale MA (2002) Haptic study of three-dimensional objects activates extrastriate visual areas. *Neuropsychologia* 40(10):1706–1714.
- Jones EG (1969) Interrelationships of parieto-temporal and frontal cortex in the rhesus monkey. *Brain Res* 13(2):412–415.
- Kassuba T, Klinge C, Höllig C, Menz MM, Plito M, Röder B, Siebner HR (2011) The left fusiform gyrus hosts trisensory representations of manipulable objects. *Neuroimage* 56(3):1566–1577.
- Kiani R, Esteky H, Mirpour K, Tanaka K (2007) Object category structure in response patterns of neuronal population in monkey inferior temporal cortex. *J Neurophysiol* 97(6):4296–4309.
- Kim JK, Zatorre RJ (2011) Tactile–auditory shape learning engages the lateral occipital complex. *J Neurosci* 31(21):7848–7856.
- Kim SS, Gomez-Ramirez M, Thakur PH, Hsiao SS (2015) Multimodal interactions between proprioceptive and cutaneous signals in primary somatosensory cortex. *Neuron* 86(2):555–566.
- Kourtzi Z, Connor CE (2011) Neural representations for object perception: structure, category, and adaptive coding. *Annu Rev Neurosci* 34:45–67.
- Lacey S, Sathian K (2014) Visuo-haptic multisensory object recognition, categorization, and representation. *Front Psychol* 5:730.
- Lehky SR, Kiani R, Esteky H, Tanaka K (2014) Dimensionality of object representations in monkey inferotemporal cortex. *Neural Comput* 26(10):2135–2162.
- Lucan JN, Foxe JJ, Gomez-Ramirez M, Sathian K, Molholm S (2010) Tactile shape discrimination recruits human lateral occipital complex during early perceptual processing. *Hum Brain Mapp* 31(11):1813–1821.
- Man K, Damasio A, Meyer K, Kaplan JT (2015) Convergent and invariant object representations for sight, sound, and touch. *Hum Brain Mapp* 36(9):3629–3640.
- Man K, Kaplan J, Damasio H, Damasio A (2013) Neural convergence and divergence in the mammalian cerebral cortex: From experimental neuroanatomy to functional neuroimaging. *J Comp Neurol* 521(18):4097–4111.
- Masson HL, Bulthé J, de Beeck HPO, Wallraven C (2015) Visual and haptic shape processing in the human brain: unisensory processing, multisensory convergence, and top-down influences. *Cereb Cortex*. <http://dx.doi.org/10.1093/cercor/bhv170>.
- McKee JL, Riesenhuber M, Miller EK, Freedman DJ (2014) Task dependence of visual and category representations in prefrontal and inferior temporal cortices. *J Neurosci* 34(48):16065–16075.
- Meyers EM, Freedman DJ, Kreiman G, Miller EK, Poggio T (2008) Dynamic population coding of category information in inferior temporal and prefrontal cortex. *J Neurophysiol* 100(3):1407–1419.
- Mollazadeh M, Aggarwal V, Thakor NV, Schieber MH (2014) Principal components of hand kinematics and neurophysiological signals in motor cortex during reach to grasp movements. *J Neurophysiol* 112(8):1857–1870.
- Peelen MV, He C, Han Z, Caramazza A, Bi Y (2014) Nonvisual and visual object shape representations in occipitotemporal cortex: evidence from congenitally blind and sighted adults. *J Neurosci* 34(1):163–170.
- Peltier S, Stilla R, Mariola E, LaConte S, Hu X, Sathian K (2007) Activity and effective connectivity of parietal and occipital cortical regions during haptic shape perception. *Neuropsychologia* 45(3):476–483.
- Pereira F, Botvinick M (2011) Information mapping with pattern classifiers: a comparative study. *Neuroimage* 56(2):476–496.
- Peters RM, Staibano P, Goldreich D (2015) Tactile orientation perception: an ideal observer analysis of human psychophysical performance in relation to macaque area 3b receptive fields. *J Neurophysiol* 114(6):3076–3096.
- Pietrini P, Furey ML, Ricciardi E, Gobbini MI, Wu WHC, Cohen L, Haxby JV (2004) Beyond sensory images: Object-based representation in the human ventral pathway. *Proc Natl Acad Sci U S A* 101(15):5658–5663.
- Podrebarac SK, Goodale MA, Snow JC (2014) Are visual texture-selective areas recruited during haptic texture discrimination? *Neuroimage* 94:129–137.
- Proklova D, Kaiser D, Peelen MV (2016) Disentangling representations of object shape and object category in human visual cortex: the animate-inanimate distinction. *J Cogn Neurosci*.
- Pruszynski JA, Johansson RS (2014) Edge-orientation processing in first-order tactile neurons. *Nat Neurosci* 17(10):1404–1409.
- Reed CL, Shoham S, Halgren E (2004) Neural substrates of tactile object recognition: an fMRI study. *Hum Brain Mapp* 21(4):236–246.

- Rojas-Hortelano E, Concha L, de Lafuente V (2014) The parietal cortices participate in encoding, short-term memory, and decision-making related to tactile shape. *J Neurophysiol* 112(8):1894–1902.
- Saito DN, Okada T, Morita Y, Yonekura Y, Sadato N (2003) Tactile–visual cross-modal shape matching: a functional MRI study. *Cognitive Brain Research* 17(1):14–25.
- Schmahmann JD, Pandya DN, Wang R, Dai G, D'arceuil HE, de Crespigny AJ, Wedeen VJ (2007) Association fibre pathways of the brain: parallel observations from diffusion spectrum imaging and autoradiography. *Brain* 130(3):630–653.
- Sathian K (2016) Analysis of haptic information in the cerebral cortex. *J Neurophysiol* 116(4):1795–1806.
- Seltzer B, Pandya DN (1994) Parietal, temporal, and occipital projections to cortex of the superior temporal sulcus in the rhesus monkey: A retrograde tracer study. *J Comp Neurol* 343(3):445–463.
- Smith FW, Goodale MA (2013) Decoding visual object categories in early somatosensory cortex. *Cereb Cortex*. <http://dx.doi.org/10.1093/cercor/bht292>.
- Snow JC, Strother L, Humphreys GW (2014) Haptic shape processing in visual cortex. *J Cogn Neurosci* 26(5):1154–1167.
- Stilla R, Sathian K (2008) Selective visuo-haptic processing of shape and texture. *Hum Brain Mapp* 29(10):1123–1138.
- Thakur PH, Bastian AJ, Hsiao SS (2008) Multidigit movement synergies of the human hand in an unconstrained haptic exploration task. *J Neurosci* 28(6):1271–1281.
- Watanabe T, Kimura HM, Hirose S, Wada H, Imai Y, Machida T, Konishi S (2012) Functional dissociation between anterior and posterior temporal cortical regions during retrieval of remote memory. *J Neurosci* 32(28):9659–9670.
- Webster MJ, Bachevalier J, Ungerleider LG (1994) Connections of inferior temporal areas TEO and TE with parietal and frontal cortex in macaque monkeys. *Cereb Cortex* 4(5):470–483.
- Yamada H, Yaguchi H, Tomatsu S, Takei T, Oya T, Seki K (2016) Representation of afferent signals from forearm muscle and cutaneous nerves in the primary somatosensory cortex of the macaque monkey. *PLoS One* 11(10):e0163948.
- Yau JM, Pasupathy A, Fitzgerald PJ, Hsiao SS, Connor CE (2009) Analogous intermediate shape coding in vision and touch. *Proc Natl Acad Sci U S A* 106(38):16457–16462.
- Yau JM, Connor CE, Hsiao SS (2013) Representation of tactile curvature in macaque somatosensory area 2. *J Neurophysiol* 109(12):2999–3012.
- Yau JM, Kim SS, Thakur PH, Bensmaia SJ (2016) Feeling form: the neural basis of haptic shape perception. *J Neurophysiol* 115(2):631–642.
- Yilcirim I, Jacobs RA (2013) Transfer of object category knowledge across visual and haptic modalities: Experimental and computational studies. *Cognition* 126(2):135–148.
- Zhang M, Weisser VD, Stilla R, Prather SC, Sathian K (2004) Multisensory cortical processing of object shape and its relation to mental imagery. *Cogn Affect Behav Neurosci* 4(2):251–259.

(Received 10 December 2016, Accepted 24 March 2017)  
(Available online 02 April 2017)

## Anexo 2. Consentimiento informado



### Consentimiento Informado



Título del estudio:

#### **Categorías en el cerebro. Decodificación de categorías táctiles con análisis multivariado**

Investigador principal: Dr. Víctor Hugo de Lafuente Flores

Le agradecemos su interés en nuestro estudio. Antes de aceptar su participación en este estudio de investigación, es importante que lea el presente texto. Este escrito describe el objetivo, el procedimiento, los beneficios y los riesgos asociados al presente estudio.

#### **Objetivo**

La presente investigación está diseñada para conocer si es posible diferenciar los patrones cerebrales asociados a la representación de categorías de objetos explorados mediante el tacto.

#### **Descripción del estudio**

Inicialmente nos aseguraremos de que no ingrese algún objeto incompatible con el resonador magnético y que cumpla con los criterios de seguridad mediante la aplicación de un cuestionario. Posteriormente se le darán las instrucciones de la tarea y se resolverá cualquier duda que tenga. Una vez dentro del resonador se le pedirá que explore con su mano derecha un objeto. Los objetos serán puestos en la palma de su mano y retirados después de tres segundos. Un segundo después, se le pondrá un segundo objeto durante 3 segundos más, al ser retirado, tendrás que presionar uno de dos botones con la mano izquierda indicando si el objeto que acabas de tocar es igual o diferente al anterior. Todos los objetos son fácilmente manipulables con una mano. La duración total de la tarea será hora y media.



## **Posibles riesgos**

El estudio no tiene ningún riesgo físico o psicológico conocido.

## **Posibles beneficios**

En caso de así desearlo, se le entregará una copia de sus imágenes. Su participación contribuirá a conocer más acerca de cómo se procesa e integra la información somatosensorial de diferentes características en la representación de un objeto único. Además recibirá un pago de \$200 como agradecimiento por su participación.

## **Confidencialidad**

Los datos de este estudio serán mantenidos en privado. Cualquier manuscrito publicado en relación con este estudio incluirá solamente datos generales (por ejemplo: edad, género).

## **Derechos de los participantes en estudios de investigación**

Yo, \_\_\_\_\_, manifiesto que otorgo de manera voluntaria mi permiso para participar en esta investigación. Me han descrito los posibles riesgos y beneficios del estudio y entiendo que puedo abstenerme de participar en cualquier momento sin ninguna penalización.

Firma \_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_

Fecha

## Anexo 3. Lista de publicaciones asociadas al proyecto

### Publicaciones

Hernández-Pérez, R., Cuaya, L. V., Rojas-Hortelano, E., Reyes-Aguilar, A., Concha, L., & De Lafuente, V. (2017). Tactile object categories can be decoded from the parietal and lateral-occipital cortices. *Neuroscience* 352, 226-235.

Hernández-Pérez, R., Cuaya, L. V., & De Lafuente, V. (2018). Decoding Shape, Texture and Weight in the Somatosensory System. En preparación.

Hernández-Pérez, R., Cuaya, L. V., & Concha, L. (2018). Decoding Human Emotional Faces in the Dog's Brain. En preparación.

### Cursos impartidos

Multivariate pattern analysis with Python. Curso en el instituto de Neurobiología, Universidad Nacional Autónoma de México, Septiembre – Octubre, 2017.

Resonancia magnética funcional en neurociencias. Curso intersemestral en la Facultad de Psicología, Universidad Nacional Autónoma de México, Enero, 2016.

Resonancia magnética funcional en neurociencias. Curso intersemestral en la Facultad de Psicología, Universidad Nacional Autónoma de México, Enero, 2015.

### Presentaciones en congresos

Hernández-Pérez, R., Cuaya, L., Rojas-Hortelano, E., Reyes-Aguilar, A., Concha, L., & De Lafuente, V. (2016, Septiembre). Categories in the brain, how does the somatosensory system represent everyday objects? Instituto de Neurobiología, Jornadas académicas 2016. Querétaro México.

Hernández-Pérez, R., Cuaya, L., Concha, L., & De Lafuente, V. (2016, Junio). Categories in the Brain: How Does the Somatosensory System Represent Everyday Objects? Organization for Human Brain Mapping 22 Annual Meeting. Genova, Suiza.

Hernández-Pérez, R., Cuaya, L., Rojas-Hortelano, E., Reyes-Aguilar, A., & Concha, L. (2015, Septiembre). Predicción de representaciones táctiles mediante análisis multivariado de patrones en humanos. Instituto de Neurobiología, Jornadas académicas 2015. Querétaro México.