



Escuela
Politécnica
Superior

Reconstrucción 3D del cuerpo humano a partir de imágenes mediante aprendizaje profundo



Grado en Ingeniería Informática

Trabajo Fin de Grado

Autora:

Camelia Beltrá García

Tutores:

Jorge Azorín López

Andrés Fuster Guilló



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Reconstrucción 3D del cuerpo humano a partir de imágenes mediante aprendizaje profundo

Subtítulo del proyecto

Autora

Camelia Beltrá García

Tutores

Jorge Azorín López

Andrés Fuster Guilló

TECNOLOGIA INFORMATICA Y COMPUTACION



Grado en Ingeniería Informática



Escuela
Politécnica
Superior



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

ALICANTE, Junio 2022

Resumen

El aprendizaje profundo es un enfoque de aprendizaje automático no supervisado (es decir, son necesarios datos de entrenamientos, pero estos no requieren ser etiquetados) que se asemeja o se fundamenta en el funcionamiento del sistema neurológico humano.

La razón principal que me ha llevado a la realización de este trabajo ha sido el uso del aprendizaje profundo, dado que está cada vez más en auge además de la propia curiosidad sobre el aprendizaje y funcionamiento de este.

Este trabajo tiene como finalidad el estudio del aprendizaje profundo dentro de un marco dietético nutricional de la obesidad aprovechando las tecnologías para abordar este problema proponiendo una solución de la representación del cuerpo humano 3D con el uso único de imágenes y realizar unas comparativas sobre los modelos conseguidos para comprobar la veracidad de los datos obtenidos a partir de una red neuronal.

Agradecimientos

Este trabajo no habría sido posible sin el apoyo de mis tutores, como de Nahuel, su paciencia, disposición y comprensión tanto con mis dudas como conmigo misma, han sido clave durante este proyecto.

También quiero agradecer a mis amigos, que por muy lejos que estén han estado cerca de mí apoyándome y animándome para terminar mis estudios en uno de los momentos más complejos de mi vida.

Agradecer a mi familia, que siempre han tratado de darme soluciones a mis problemas apoyarme y animarme para terminar este ciclo.

No puedo terminar estos agradecimientos sin mencionar a mis compañeros de la Universidad de Alicante; Luis, Sandra, Edgar, Dani y el resto de personas que han estado a mi lado, gracias por los años que he estado a vuestro lado y por toda la ayuda y apoyo que nos hemos brindado, estoy muy agradecida de haberos tenido a mi lado durante mis años de carrera.

Es a ellos a quien dedico este trabajo.

A mi abuela Carmen, que no ha podido verme terminar esta etapa.

Índice general

1	Introducción	1
1.1	Motivación y contexto	1
1.2	Estado del arte	4
1.3	Objetivos	10
2	Antecedentes Metodológicos y Tecnológicos	11
2.1	Marching Cubes	11
2.2	PIFu: Pixel-aligned Implicit function	12
2.2.1	Reconstrucción de la superficie	13
2.2.2	Obtención de la Textura	15
3	Reconstrucción del modelo 3D y textura a partir de una imagen	17
	Bibliografía	19

Índice de figuras

1.1	Captación del modelo del cuerpo mediante el sistema de cámaras (a). Nubes de puntos sin textura generada (b). Mediciones del cuerpo (c). Visualización de los resultados en la aplicación y con gafas de realidad virtual [García-D’Urso y cols. (2021)]	2
1.2	Set-up de red de 13 cámaras RGB-D. "nv" indica que la cámara no está visible en la imagen [García-D’Urso y cols. (2021)].	5
1.3	Ejemplos. forma y pose 3D estimada mediante el método desarrollado por Bogo[Bogo y cols. (2016)] usando las fotos de Leeds Sports Pose Dataset[Johnson y Everingham (2010)]. Se ve la imagen original a la izquierda, luego el modelo comparado en la foto en el centro y por último a la derecha el modelo 3D desde otro punto de vista.	6
1.4	Descripción general de la propuesta PyMAF. PyMAF aprovecha una Feature Pyramid. Dada una predicción del modelo, los alineamientos de la malla son extraídos de características de una resolución más fina y retroalimentan el regresor para así actualizar la malla. [H. Zhang y cols. (2021)]	7

1.5	Arquitectura general de la propuesta BodyNet[Varol y cols. (2018)]. Donde comienza a partir de una imagen RGB que se le pasa a dos subredes donde estiman tanto la pose como la segmentación 2D, con estas predicciones y la imagen se utilizan como entrada para la siguiente red, que estima en este caso la pose 3D, con todo lo anterior se utiliza como entrada en la siguiente red donde obtiene ya la forma del cuerpo, donde ya por último se ajusta con el modelo SMPL[Loper y cols. (2015)]	8
1.6	Ciclo de obtención de textura[Kanazawa y cols. (2018)]	8
2.1	Pixel-aligned Implicit function (PIFu) [Saito y cols. (2019)].	12
2.2	Pipeline usada en (PIFu) [Saito y cols. (2019)]. Dada una imagen, PIFu predice la probabilidad continua interior/exterior de un cuerpo humano vestido. Tex-PIFu infiere un valor RGB dados los puntos 3D de la su- perficie con con topología arbitraria	14

Índice de tablas

Índice de Códigos

1 Introducción

1.1 Motivación y contexto

Mi interés por la visión artificial se desarrolló durante el tercer año de carrera, donde me presenté junto a la Universidad de Alicante a un proyecto llamado Vodafone Campus Lab[Vodafone (2020)], donde te proponen unos problemas a resolver y nosotros decidimos plantear una solución con tecnologías como la visión artificial, además esta propuesta requería de procesos como la adquisición del cuerpo 3D y reconocimiento de este, entre otros. Aquí fue cuando busqué propuestas de trabajo de fin de grado (TFG) similares o sobre este tema, porque me quedé con la curiosidad de llevarlo a cabo y porque quería saber, aprender e investigar más sobre la adquisición del objetos 3D a partir de imágenes, cuando vi las propuestas fue cuando conocí el proyecto de investigación [Tech4Diet (2019)].

El proyecto de investigación Tech4Diet cuenta con el apoyo de la Agencia Estatal de Investigación (AEI) y del Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) con referencia "TIN2017-89069-R" perteneciente al programa Retos 2017 en el que su investigador jefe es Jorge Azorín. En este proyecto se busca facilitar el estudio de la evolución morfológica ocasionada por tratamientos de obesidad. Hoy en día, estos tratamientos son muy costosos pero a su vez muy necesarios, ya que los problemas de obesidad o sobrepeso pueden ocasionar enfermedades crónicas como la hipertensión, diabetes tipo II, cáncer. También pueden ocasionar enfermedades patológicas neurodegenerativas como el Alzheimer o demencias [Fuster-Guilló y cols. (2020)]

El sistema utilizado para esta finalidad, dispone de una red de cámaras RGB-D que obtienen un modelo 3D del cuerpo del paciente. El proceso de obtención de un modelo 3D se realiza en diferentes sesiones médicas, lo que permite una visualización real de la evolución del cuerpo del paciente. Para que el paciente pueda visualizar su progreso, no solo dispondrá de una aplicación de ordenador, sino que también podrá visualizar los diferentes modelos de su cuerpo mediante unas gafas de realidad virtual. La realidad virtual tiene como finalidad incrementar la adherencia del usuario al tratamiento. Además, podemos encontrar desarrollos tecnológicos como "Google Cardboard" que nos permiten convertir cualquier teléfono móvil en unas gafas de realidad virtual sin necesidad de realizar un gasto de dinero elevado. A parte de la visualización, sobre este modelo 3D obtenido con las cámaras se pueden realizar mediciones de diferentes partes del cuerpo a niveles de 1D, 2D y 3D.

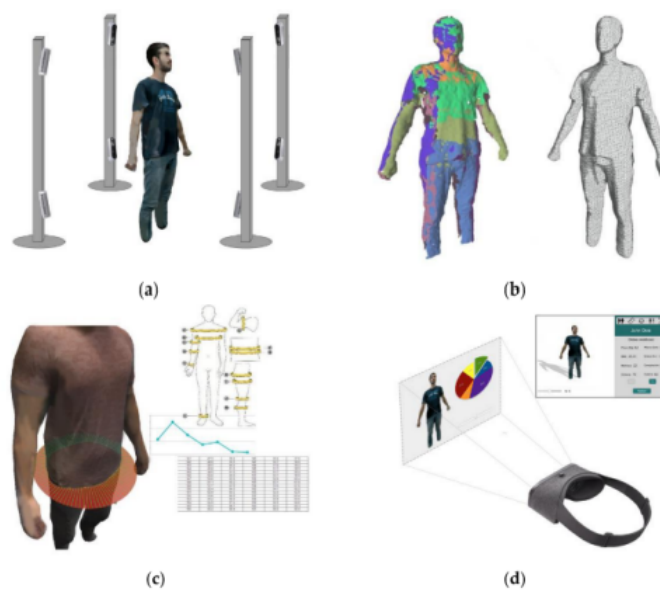


Figura 1.1: Captación del modelo del cuerpo mediante el sistema de cámaras (a). Nubes de puntos sin textura generada (b). Mediciones del cuerpo (c). Visualización de los resultados en la aplicación y con gafas de realidad virtual [García-D'Urso y cols. (2021)]

Este trabajo cuenta como objetivo principal la reconstrucción del cuerpo a partir

de imágenes dado que esto permite que los proyectos mencionados anteriormente se puedan exportar de una manera más económica, por lo tanto para que todo esto sea efectivo las mediciones han de corresponderse a las reales, por lo que el siguiente objetivo será comprobar, calcular y comparar los resultados obtenidos mediante el uso de diferentes cámaras RGB-D con nuestros resultados generados a partir de un modelo 3D generado con una sola imagen del cuerpo de la persona que será procesado en una red que alinea los píxeles de las imágenes con su correspondiente contexto global del modelo 3D [Saito y cols. (2019)].

1.2 Estado del arte

La reconstrucción del cuerpo humano 3D es un tema amplio abordado de diferentes maneras, por una parte tenemos la visión por computador que nos permite entender la información visual del entorno capturada a través de las cámaras [Z. Zhang (2016)], por otro lado nos encontramos avances recientes en la estimación del cuerpo humano 3D basado en imágenes que han sido impulsados por la mejora significativa en el poder de representación que ofrecen las redes neuronales profundas. [Saito y cols. (2020)]

Se ha llevado a cabo una revisión del estado del arte que abordan las diferentes formas de obtener resultados respecto a la reconstrucción del cuerpo humano.

Por un lado, recientes trabajos abordados mediante el uso de la visión por computador utilizan cámaras RGB-D calibradas [García-D'Urso y cols. (2021)]. El trabajo abordado por García D'Urso propone el uso de dispositivos RGB-D (como Microsoft Kinect o Intel RealSense), debido a que integran sensores de color y profundidad, y utilizan tecnologías de profundidad como luz estructurada, ToF (Time of Flight, sensor que mide distancias utilizando el tiempo que usan los fotones en viajar entre dos puntos) o activa estereoscópica. En este proyecto aparte de la obtención del modelo, también han tratado otros puntos como la visualización 3D del cuerpo utilizando la realidad virtual, además de que pueden obtener las medidas de volúmenes seleccionados del cuerpo humano. Con esta propuesta lo que llevan a cabo es una red de cámaras RGB-D de 13 cámaras ubicadas en una cabina donde la persona se ha de colocar durante 4 segundos como se puede ver en la figura 1.2, esta red de cámaras se ha de calibrar de manera que cada una de ellas quede calibrada intrínsecamente y extrínsecamente para cada cámara y multi-cámara para así estimar la posición relativa de cada sensor en la red, una vez la red de cámaras se encuentren calibradas sigue el proceso de la obtención del modelo 3D con textura que consta de 5 fases principales, que se ven en la figura 1.1: adquisición, pre-procesado, unión de vistas, generación de la malla y proyección de la textura.

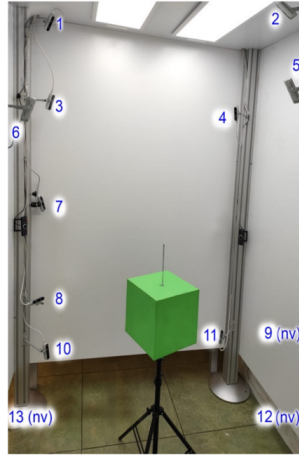


Figura 1.2: Set-up de red de 13 cámaras RGB-D. "nv" indica que la cámara no está visible en la imagen [García-D'Urso y cols. (2021)].

Por otro lado nos encontramos recientes trabajos abordados mediante el uso de visión artificial y deep learning, en estos a diferencia del anterior no se necesita una cabina formada por una red de cámaras. Todos estos trabajos tienen el mismo objetivo de producir resultados naturales y bien alineados [H. Zhang y cols. (2021)], en concreto han habido varios paradigmas investigados, por un lado tenemos los métodos basados en la optimización que ajustan explícitamente los modelos a las imágenes 2D [Bogo y cols. (2016)], dentro de este paradigma nos encontramos con el trabajo de investigación por parte de Bogo que desarrolla un método para automáticamente estimar la pose y forma 3D del cuerpo humano a partir de una imagen, para ello siguen dos pasos, primero estiman los 2D joints (uniones, en este caso sería por ejemplo la rodilla que une la parte inferior y superior de la pierna), esto lo consiguen usando una red neuronal convolucional (CNN) llamado DeepCut [Pishchulin y cols. (2015)], esta red es buena estimando la pose 2D pero no bueno con la pose 3D por lo que el siguiente paso es el que estima la pose y la forma 3D partiendo de los 2D joints utilizando el modelo SMPL [Loper y cols. (2015)] encajando dentro de un paradigma clásico bottom up de estimación (CNN) seguida de una verificación descendente (modelo generativo) como se puede ver en la figura 1.3



Figura 1.3: Ejemplos. forma y pose 3D estimada mediante el método desarrollado por Bogo[Bogo y cols. (2016)] usando las fotos de Leeds Sports Pose Dataset[Johnson y Everingham (2010)]. Se ve la imagen original a la izquierda, luego el modelo comparado en la foto en el centro y por último a la derecha el modelo 3D desde otro punto de vista.

Los métodos basados en la optimización como el de Bogo ajustan explícitamente los modelos a las imágenes, lo que produce resultados con buena precisión de los alineamientos entre malla-imagen, pero tienden a ser lentos y sensibles al inicio[H. Zhang y cols. (2021)].

Y, por otro lado nos encontramos con métodos basados en modelos de regresión que sugieren directamente predecir el modelo a partir de los parámetros de las imágenes [H. Zhang y cols. (2021)], en este apartado nos encontramos propuestas similares a la de H. Zhang, estos modelos se basan en los parámetros existentes en las imágenes y están demostrando resultados prometedores pero aún existen errores principalmente de alineamientos entre malla e imagen, para resolver este problema H. Zhang propone y diseña PyMAF (Pyramidal Mesh Alignment Feedback).

La idea central de este enfoque es corregir las desviaciones paramétricas de manera explícita y progresiva basado en el estado del alineamiento, en PyMAF el alineamiento se realiza extrayendo las características espaciales respecto a la proyección 2D de la malla estimada y luego retroalimenta los regresores para que actualicen los parámetros.

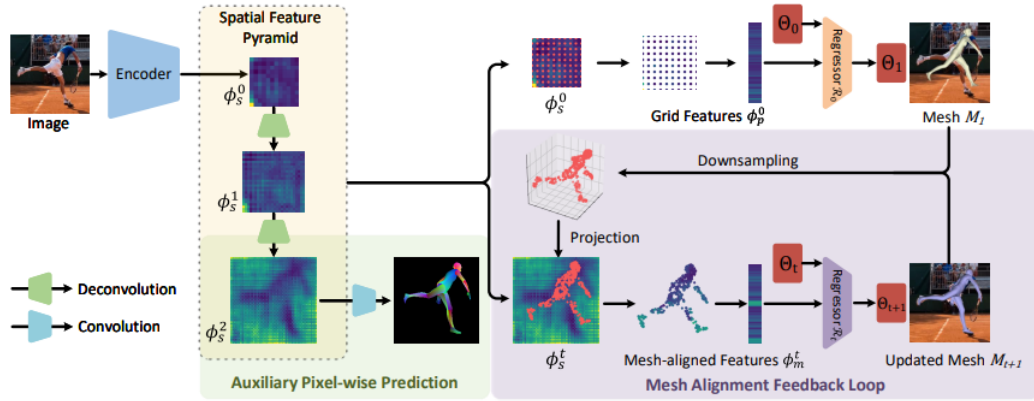


Figura 1.4: Descripción general de la propuesta PyMAF. PyMAF aprovecha una Feature Pyramid. Dada una predicción del modelo, los alineamientos de la malla son extraídos de características de una resolución más fina y retroalimentan el regresor para así actualizar la malla. [H. Zhang y cols. (2021)]

Existen otro tipo de paradigma investigado que esta basado en la representación por vóxeles [Wikipedia (2022)] (un vóxel representa un valor en una malla de tres dimensiones) en este nos encontramos con el proyecto conocido como BodyNet [Varol y cols. (2018)], Varol propone una red neuronal entrenable de extremo a extremo enfocada en la inferencia directa de la forma volumétrica del cuerpo a partir de una sola imagen. Esta red genera probabilidades en el campo de ocupación 3D de la malla de una persona, dado que se usa una sola vista hay existen pérdidas de información que tratan de solventar aproximando el espacio de vóxeles, aumentando la importancia de los vóxeles que se encuentran en la frontera del cuerpo de la persona y el resto de imagen.

También hay proyectos como el que se explicará detalladamente en los siguientes puntos como PIFu[Saito y cols. (2019)] que consta de una función que alinea localmente píxeles de imágenes 2D con el contexto global de su objeto 3D correspondiente, para ello se propuso el uso de una red neuronal profundo de extremo a extremo la cual es capaz de representar a humanos de manera que tanto el pelo como la ropa se ve detallada, que es uno de los puntos débiles de los proyectos mencionados con anterioridad, dado que estos [Bogo y cols. (2016), H. Zhang y cols. (2021)] realmente no representan la ropa ni el pelo, tan solo la pose y el cuerpo es una representación del cuerpo humano

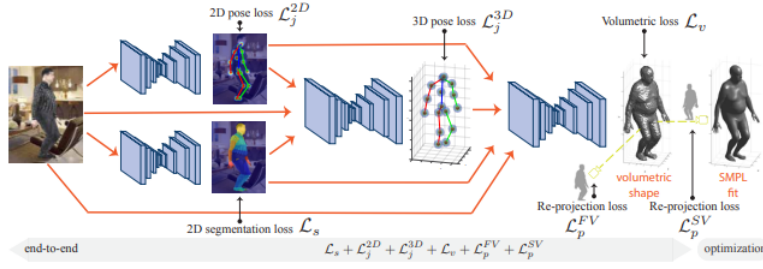


Figura 1.5: Arquitectura general de la propuesta BodyNet[Varol y cols. (2018)]. Donde comienza a partir de una imagen RGB que se le pasa a dos subredes donde estiman tanto la pose como la segmentación 2D, con estas predicciones y la imagen se utilizan como entrada para la siguiente red, que estima en este caso la pose 3D, con todo lo anterior se utiliza como entrada en la siguiente red donde obtiene ya la forma del cuerpo, donde ya por último se ajusta con el modelo SMPL[Loper y cols. (2015)]

desnudo, a diferencia de el proyecto llevado a cabo por Fuster-Guilló [Fuster-Guilló y cols. (2020), García-D'Urso y cols. (2021)], este proyecto si que es capaz de representar la ropa.

Aparte de la reconstrucción del cuerpo 3D, existe otro punto esencial que es la obtención de la textura del modelo 3D, por este lado podemos observar que mientras realiza PIFu[Saito y cols. (2019)] una estimación directa de los colores RGB mediante una función implícita, también existen más maneras de representar la textura como la parametrización de la superficie como por ejemplo [Kanazawa y cols. (2018), Güler y cols. (2018)] al igual que en el PIFu[Saito y cols. (2019)] que aparte de la representación de la textura en un objeto 3D, representan dicho objeto 3D, Kanazawa propone

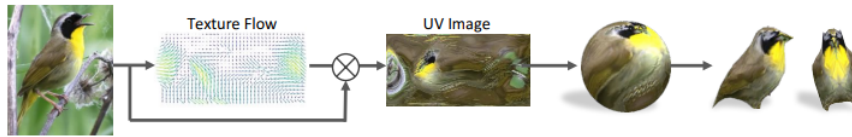


Figura 1.6: Ciclo de obtención de textura[Kanazawa y cols. (2018)]

Como podemos ver en la figura 1.6, se predice el flujo de textura F que es usado como entrada a la vez que la propia imagen inicial I para generar la imagen de la

textura I^{uv} esta imagen es a su vez utilizada para texturizar la malla obtenida en la reconstrucción del modelo 3D.

Güler en su propuesta reconstruye una malla del cuerpo humano, una vez la tiene segmenta esta malla en diferentes partes, de esta malla obtienen las coordenada que luego son utilizadas para renderizar un píxel de manera que se compara directamente la posición verdadera y luego mapean directamente una textura RGB que han utilizado de [Varol y cols. (2017)] a las coordenadas corporales UV estimadas.

Con esta investigación del estado del arte podemos observar que hay diferentes maneras de realizar la reconstrucción del cuerpo humano, dentro de cada manera hay varios trabajos parecidos dado que unos se retroalimentan de otros, también hemos visto de que manera obtienen la textura este tipo de métodos donde a partir de una imagen reconstruyen un modelo 3D.

Los trabajos realizados mediante visión artificial y redes neuronales están más enfocados en general a las poses de las personas, dado que comenzó inicialmente en ello, pero lo que nosotros queremos y buscamos es que sean capaces de reconstruir de forma fiel el cuerpo dado que se busca usar esto en un ámbito dietético-nutricional de la obesidad, por lo que es muy importante que las medidas sean correctas.

1.3 Objetivos

Este trabajo esta enmarcado dentro de un proyecto de investigación, y por lo tanto comparte el mismo objetivo general, proporcionar un sistema capaz de estudiar la evolución del cuerpo humano con el paso del tiempo mediante técnicas de visión 3D.

Para llegar al objetivo general es necesario disponer de una buena obtención del modelo 3D. Para ello, tenemos los siguientes objetivos:

- **Objetivo 1: Obtención del modelo 3D y textura a partir de una imagen.**

Para ello se realizarán tareas como:

- Estudio de los diferentes parámetros para el entrenamiento y prueba de la red.
- Obtención de imagen del cuerpo y generación de máscara de la imagen.
- Obtención y estudio de los resultados.

- **Objetivo 2: Comparativa del modelo 3D obtenido con el modelo obtenido por el proyecto Tech4Diet.**

Para este objetivo se tendrán que realizar las siguientes tareas específicas:

- Estudio sobre las diferentes formas de realizar el cálculo de las diferencias obtenidas.
 - Alineamiento de objetos 3D.
 - Cálculo de distancias usando Hausdorff Distance
 - Cálculo de distancias usando Chamfer distance
-

2 Antecedentes Metodológicos y Tecnológicos

En el siguiente capítulo, se presentan los métodos y tecnologías que son necesarias conocer para el planteamiento apropiado del método usado para la reconstrucción del cuerpo humano 3D, que constituye el núcleo del presente trabajo y que se detalla en el capítulo X. Primero, se detallará el algoritmo Marching Cubes, que es utilizado más tarde en PIFu que a su vez es el siguiente punto.

2.1 Marching Cubes

Marching Cubes [Lorensen y Cline (1987)] es un algoritmo utilizado en la reconstrucción del cuerpo humano 3D que es usado en PIFu, este algoritmo genera mallas triangulares de densidad constante desde una función implícita.

Este algoritmo fue presentado por Lorensen y Cline, calcula los vértices usando un enfoque de divide y vencerás para aproximar la localización en un cubo creado por 8 píxeles, 4 por cada parte del cubo. El algoritmo determina como la superficie intersecta en un cubo y luego se mueve al siguiente cubo (on marches). Se utiliza una tabla de casos que define la tipología del triángulo.

Este algoritmo tiene 5 fases:

1. Determinación del índice caso de cada celda.
2. Determinación de los bordes intersecados.

3. Cálculo de intersecciones mediante interpolación lineal.
4. Triangulación de las intersecciones.
5. Cálculo de las superficies normales que apuntan hacia fuera.

Marching Cubes procesa cada celda de volumen de forma independiente.[ScienceDirect (s.f.)]

2.2 PIFu: Pixel-aligned Implicit function

Como se ha dicho antes en el capítulo 1.3 PIFu [Saito y cols. (2019)] alinea de manera local las características individuales a nivel de píxel con el contexto global de todo el objeto, esto lo hace de una manera totalmente convolucional y ayuda a no requerir un alto uso de memoria como en otro tipo de representaciones como las que se hacen por vóxel[Varol y cols. (2018)], esto es importante dado que PIFu es capaz de reconstruir aparte de la forma y pose del cuerpo humano, la ropa, el cabello y los accesorios; por lo tanto la reconstrucción de estos puede ser muy deformable, detallada y con una topología complicada.

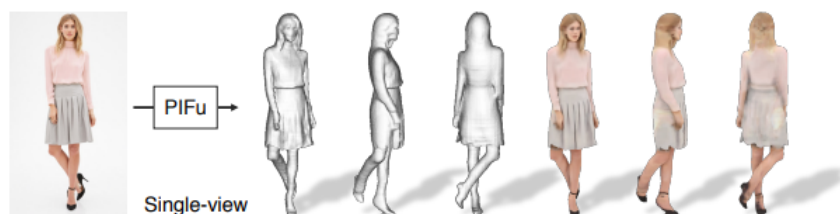


Figura 2.1: Pixel-aligned Implicit function (PIFu) [Saito y cols. (2019)].

Inicialmente se entrena un encoder (codificador) que aprenda sobre vectores de características para cada píxel que existe en la imagen teniendo en cuenta el contexto global relativo a su posición, con este vector y una profundidad en el eje z especificada a lo largo del rayo de cámara saliente del píxel, este aprende a partir de una función implícita que puede clasificar si un punto 3D correspondiente a esta profundidad z está dentro o fuera de la superficie, que en nuestro caso es el cuerpo de una persona.

2.2.1 Reconstrucción de la superficie

Para realizar una buena reconstrucción de manera eficiente en PIFu utiliza una función implícita para definir así la superficie, esta función consiste en un codificador g de imágenes totalmente convolucional y una función f continua e implícita representada por una red MLP (multi-layer perceptrons), donde la superficie esta definida como un conjunto de nivel de:

$$f(F(x), z(X)) = s : s \in \mathbb{R} \quad (2.1)$$

Donde para un punto 3D X , $x = \pi(X)$ es su proyección 2D, $z(X)$ es el valor de profundidad en el espacio de coordenadas de la cámara, $F(x) = g(I(x))$ es la característica de la imagen en x . Se obtiene la función de alineamiento $F(X)$ usando un muestreo bilineal, porque la proyección 2D de X se define en un espacio continuo en lugar de uno discreto (es decir, píxel). El punto principal de esta función implícita es que aprende a partir del espacio 3D con las características de los píxeles alineados en vez de aprender según las características globales, además esta función se puede presentar como un marco general que puede ser extendido a otras cosas, como por ejemplo predecir los colores RGB.

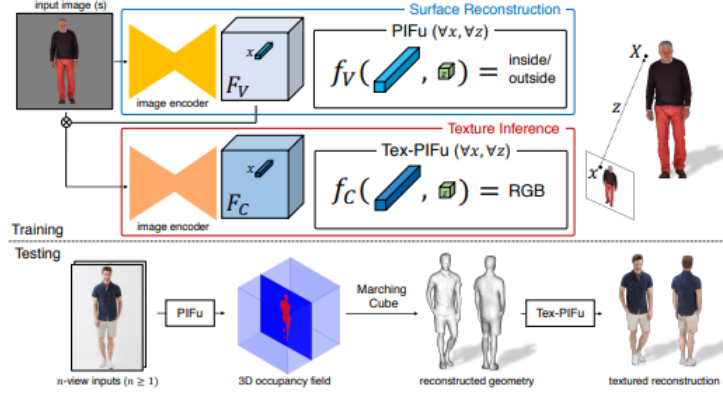


Figura 2.2: Pipeline usada en (PIFu) [Saito y cols. (2019)]. Dada una imagen, PIFu predice la probabilidad continua interior/exterior de un cuerpo humano vestido. Tex-PIFu infiere un valor RGB dados los puntos 3D de la superficie con con topología arbitraria

Para la reconstrucción de la superficie, se representa como un conjunto de nivel de 0,5 dentro de un campo continuo 3D:

$$f_v^* = \begin{cases} 1, & X \text{ esta dentro de la superficie de la malla} \\ 0, & \text{resto de casos} \end{cases} \quad (2.2)$$

Se entrena la función implícita que alinea píxeles f_v minimizando la media del mean squared error (MSE):

$$\mathcal{L}_V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_v(F_V(x_i)z(X_i)) - f_v^*(X_i)|^2 \quad (2.3)$$

Donde $X_i \in \mathbb{R}^3$, $F_V(x) = g(I(x))$ es la característica de la imagen del codificador de imágenes g en $x = \pi(X)$ y n es el número de puntos muestrados. Dadas una imagen y la malla 3D correspondiente a la imagen que está espacialmente alineada con la imagen, los parámetros del codificador g y de PIFu f_v se actualizan unidas minimizando con la ecuación 2.3 como [Bansal y cols. (2017)] demuestra, el entrenamiento de un codificador de imágenes con un subconjunto de píxeles no le hace daño a la convergencia

en comparación a entrenarlo con todos los píxeles[Saito y cols. (2019)].

Durante la obtención de la superficie, se muestrea el campo de probabilidad sobre el espacio 3D y se extrae la iso-superficie el campo de probabilidad con un umbral de 0.5 utilizando Marching Cube.

Este método permite el muestreo directo de puntos 3D sobre la marcha desde la malla en la resolución original utilizando un algoritmo de trazado de rayos eficiente.

2.2.2 Obtención de la Textura

Para la obtención de la textura de la imagen para el modelo 3D, PIFu nos permite predecir de manera directa los colores RGB en la superficie s en la ecuación 2.4 como un vector con la información de los 3 valores RGB. Sin embargo, extender PIFu a la predicción de colores no es una tarea trivial, ya que los colores están solo definidos en la superficie a diferencia en la reconstrucción tenemos en cuenta todo el espacio 3D.

Dado unos puntos 3D muestreados en la superficie $X \in \omega$, la función objetivo para la inferencia de textura es el promedio de la función L1 error de los colores como se puede ver en la siguiente ecuación:

$$\mathcal{L}_C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_c(F_C(x_i)z(X_i)) - C(X_i)| \quad (2.4)$$

Donde $C(X_i)$ es la verdad básica de los valores de los colores RGB en el punto de superficie ($X_i \in \omega$ y n es el numero de puntos muestreados). El problema es que se observó que f_c con la función de pérdidas sufría overfitting, esto es provocado porque f_c no solo aprende los colores en la superficie sino que también las fronteras de las superficies 3D del objeto por eso f_c puede obtener la textura de las superficies que no se ven con una pose y forma diferente durante la obtención, lo que supone un gran desafío. Para solucionar este problema se realizaron varios cambios, el primero es que la condiciona el codificador de imágenes para la obtención de texturas con las características de la imagen aprendidas en la reconstrucción de la superficie F_V , con esto

el codificador puede enfocarse en la obtención del color dada una geometría incluso los objetos invisibles tienen diferentes formas, poses o topología. Por otro lado se introduce un offset $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, d)$ para los puntos de la superficie sobre la superficie normal N así el color puede ser definido no solo por la superficie exacta si no que por el alrededor de este. Con esas modificaciones la función queda así:

$$\mathcal{L}_C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_c(F_C(x'_i, FV), X'_{i,z}) - C(X_i)| \quad (2.5)$$

Donde $X'_i = X_i + \epsilon$. Se usa un $d = 1.0$ cm para todos los experimentos.

2.3 Cálculo de la distancia Chamfer

2.4 Cálculo de la distancia Hausdorff

3 Reconstrucción del modelo 3D y textura a partir de una imagen

eeee

Bibliografía

- Bansal, A., Chen, X., Russell, B., Gupta, A., y Ramanan, D. (2017). *Pixlnet: Representation of the pixels, by the pixels, and for the pixels*. arXiv. Descargado de <https://arxiv.org/abs/1702.06506> doi: 10.48550/ARXIV.1702.06506
- Bogo, F., Kanazawa, A., Lassner, C., Gehler, P. V., Romero, J., y Black, M. J. (2016). Keep it SMPL: automatic estimation of 3d human pose and shape from a single image. *CoRR*, *abs/1607.08128*. Descargado de <http://arxiv.org/abs/1607.08128>
- Fuster-Guilló, A., Jorge Azorín-López, M. S.-C., Castillo-Zaragoza, J. M., Garcia-D'Urso, N., y Fisher, R. B. (2020). RGB-D based framework to Acquire, Visualize and Measure the Human Body for Dietetic Treatments..
- García-D'Urso, N., Galán-Cuenca, A., Manchón-Pernis, C., Furster-Guilló, A., y Azorín-López, J. (2021). Arquitectura de visión 3D para medición y visualización del cuerpo humano..
- Güler, R. A., Neverova, N., y Kokkinos, I. (2018). *Densepose: Dense human pose estimation in the wild*. arXiv. Descargado de <https://arxiv.org/abs/1802.00434> doi: 10.48550/ARXIV.1802.00434
- Johnson, S., y Everingham, M. (2010). Clustered pose and nonlinear appearance models for human pose estimation. En *Proceedings of the british machine vision conference* (pp. 12.1–12.11). BMVA Press. (doi:10.5244/C.24.12)

- Kanazawa, A., Black, M. J., Jacobs, D. W., y Malik, J. (2017). End-to-end recovery of human shape and pose. *CoRR*, *abs/1712.06584*. Descargado de <http://arxiv.org/abs/1712.06584>
- Kanazawa, A., Tulsiani, S., Efros, A. A., y Malik, J. (2018). *Learning category-specific mesh reconstruction from image collections*. arXiv. Descargado de <https://arxiv.org/abs/1803.07549> doi: 10.48550/ARXIV.1803.07549
- Loper, M., Mahmood, N., Romero, J., Pons-Moll, G., y Black, M. J. (2015). Smpl: a skinned multi-person linear model. *ACM Trans. Graph.*, *34*, 248:1-248:16.
- Lorensen, W. E., y Cline, H. E. (1987). Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm. En *Proceedings of the 14th annual conference on computer graphics and interactive techniques* (p. 163–169). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery. Descargado de <https://doi.org/10.1145/37401.37422> doi: 10.1145/37401.37422
- Natsume, R., Saito, S., Huang, Z., Chen, W., Ma, C., Li, H., y Morishima, S. (2019). *Siclope: Silhouette-based clothed people*. arXiv. Descargado de <https://arxiv.org/abs/1901.00049> doi: 10.48550/ARXIV.1901.00049
- Pishchulin, L., Insafuldinov, E., Tang, S., Andres, B., Andriluka, M., Gehler, P. V., y Schiele, B. (2015). Deepcut: Joint subset partition and labeling for multi person pose estimation. *CoRR*, *abs/1511.06645*. Descargado de <http://arxiv.org/abs/1511.06645>
- Saito, S., Huang, Z., Natsume, R., Morishima, S., Kanazawa, A., y Li, H. (2019). Pifu: Pixel-aligned implicit function for high-resolution clothed human digitization. *CoRR*, *abs/1905.05172*. Descargado de <http://arxiv.org/abs/1905.05172>
- Saito, S., Simon, T., Saragih, J., y Joo, H. (2020). PIFuHD: Multi-Level Pixel-Aligned Implicit Function for High-Resolution 3D Human Digitization..
-

ScienceDirect. (s.f.). *Marching cube algorithm*, *sciencedirect*.

Tech4Diet. (2019). Project tin2017-89069-r spanish state research agency (aei). 4d modelling and visualization of the human body to improve adherence to dietetic-nutritional intervention of obesity.. (
<http://tech4d.dtic.ua.es/tech4d/> (accessed Jun. 2022))

Varol, G., Ceylan, D., Russell, B., Yang, J., Yumer, E., Laptev, I., y Schmid, C. (2018). *BodyNet: Volumetric inference of 3d human body shapes*. arXiv. Descargado de <https://arxiv.org/abs/1804.04875> doi: 10.48550/ARXIV.1804.04875

Varol, G., Romero, J., Martin, X., Mahmood, N., Black, M. J., Laptev, I., y Schmid, C. (2017, jul). Learning from synthetic humans. En *2017 IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR)*. IEEE. Descargado de <https://doi.org/10.1109%2Fcvpr.2017.492> doi: 10.1109/cvpr.2017.492

Vodafone. (2020). Vodafone campus lab, el programa que te enseña a desarrollar soluciones a grandes problemas sociales en 4 meses, con la ayuda de los mejores expertos de vodafone.. (
<https://vodafonecampuslab.es> (accessed Jun. 2022))

Wikipedia. (2022). *Voxel — Wikipedia, the free encyclopedia*. <http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Voxel&oldid=1095329935>. ([Online; accessed 28-June-2022])

Zhang, H., Tian, Y., Zhou, X., Ouyang, W., Liu, Y., Wang, L., y Sun, Z. (2021). 3d human pose and shape regression with pyramidal mesh alignment feedback loop. *CoRR*, *abs/2103.16507*. Descargado de <https://arxiv.org/abs/2103.16507>

Zhang, Z. (2016). Camera calibration: a personal retrospective. *Machine Vision and Applications*.. (
<https://doi.org/10.1007/s00138-016-0809-z>)
