

An LSTM-Based Prediction Method for Lower Limb Intention Perception by Integrative Analysis of Kinect Visual Signal

سکته به عنوان یک بیماری شناخته میشود که به دلیل پارگی حاد رگ های خونی یا انسداد عروق ایجاد میشود. در سال حدود ۱۵ میلیون نفر در جهان به این بیماری دچار میشوند. فلج شدن قسمتی از بدن، برای اکثر بیماران سکته ای اتفاق می افتد که بر کیفیت زندگی روزمره اکثر آنها تاثیر میگذارد. به دلیل ضعف در اندام های بیمار، معمولاً آنها توانایی راه رفتن خود را از دست میدهند. بنابراین انجام بازیابی توان برای این بیماران برای بهبود فعالیتهای روزمره بسیار مهم است. از مولفه های کلیدی در بازیابی راه رفتن، تمرکز بر مهارت ها است. برای جلوگیری از خستگی جسمی تراپیست ها و درمانگران فیزیکی از تکرار صدها حرکات پیچیده در هنگام راه رفتن افراد بیمار، ربات های توان بخشی برای بهبود کمک به بیماران آماده شده اند.

بنابراین ربات کمک کننده به تمرین راه رفتن، یک ربات تراپیست توان بخشی است که به بیمار کمک میکند تا چرخه راه رفتن را به درستی انجام دهد. با توجه به ضعف اعضای بدن و در نتیجه سخت بودن حمایت وزن بدن در هنگام تمرینات توان بخشی، برخی توان بخشی ها میتواند وزن بدن را حمایت کند تا اعضای تحتانی اجازه داشته باشند یک الگو در حین آموزش راه رفتن را ایجاد کنند. این رباتها بصورت منفعلانه، بیمار را روی تردمیل حرکت میدهند. سیستم کنترل اکثر ربات های تجاری در طبیعت بصورت منفعلانه عمل میکند زیرا سوژه در حال تمرین (بیمار) در سیستم در نظر گرفته نمیشود (تعامل ربات با بیمار وجود ندارد). با افزایش دخالت فعالانه، وابستگی بیمار به ربات کاسته میشود تا کارایی انجام توان بخشی بالاتر رود. بنابراین باید رباتها بصورتی طراحی شوند که توانایی جمع آوری داده های کمی داده های راه رفتن را برای تولید تحریکات حسی در هنگام راه رفتن داشته باشد.

برای بهبود پیش بینی سیگنال غیر تماسی در یک ربات توان بخشی فعال، synergy مورد توجه قرار گرفت. Synergy به معنای برهم کنش ساختارهای زیستی و مواد زیستی است که تاثیر همه آنها باهم، بزرگتر از جمع تاثیرات هر یک از آنهاست. Twitchell et al. اثبات کردند که synergy های غیر عادی، اختلال های حرکتی در بیماران سکته ای است. و در واقع فاکتور مهم در محدودیت در توانبخشی حرکتی افراد سکته کرده، synergy های غیر عادی هستند.

مطالعات نشان میدهند که interlimb coordination (تناسب بین اعضای راست و چپ بدن) و intralimb coordination (تناسب بین دو یا چند مفصل در یک عضو) برای اعضای تحتانی بیماران سکته کرده با افراد سالم متفاوت است. در سال 2018، Zebin et al. یک روش پیش بینی با سنسورهای داخلی و روش LSTM برای پیشنهاد trajectory زوایای اعضای تحتانی آسیب دیده پیشنهاد دادند. به طور همزمان، امنیت و حریم خصوصی داده های پزشکی نیز بسیار مهم است. Sandeep و همکاران یک چارچوب امنیتی مبتنی بر بیومتریک برای سیستم های نظارت بر سلامت

پوشیدنی برای استخراج سیگنال ECG ایجاد کرده و ثابت کرده است که ویژگی های بیومتریکی مبتنی بر زمان نقش مهمی در امنیت دارد. Liao et al. یک سیستم تشخیص مقصد حرکت براساس سنسور Kinect V2 پیشنهاد دادند. این می تواند با تاخیر زمانی کمتری در مقایسه با سیستم بدون فیلتر کالمن کمک کافی را ارائه دهد.

شبکه های LSTM به تازگی بصورت گسترده در مشکلاتی در زمینه تشخیص چرخه راه رفتن مورد استفاده قرار میگیرند که توانایی پردازش و پیش بینی سری های زمانی با فواصل طولانی را دارند. این شبکه ها بصورت کارا برای استخراج ویژگی های راه رفتن مورد استفاده است. در این مقاله یک framework تولید trajectory برای مفاصل اعضای تحتانی پیشنهاد شده است که ربات اندام تحتانی را با استفاده از trajectory اندام تحتانی سالم به حرکت می اندازد. هدف از این مطالعه این است که از Kinect (Kinect is a line of motion sensing input devices produced by Microsoft and first released in 2010) برای گرفتن اطلاعات از اندام فوقانی در حین حرکت استفاده میکند تا سینماتیک sagittal plane (صفحه ای که بدن را به دو قسمت چپ و راست تقسیم میکند) برای hip و knee را پیش بینی کند.

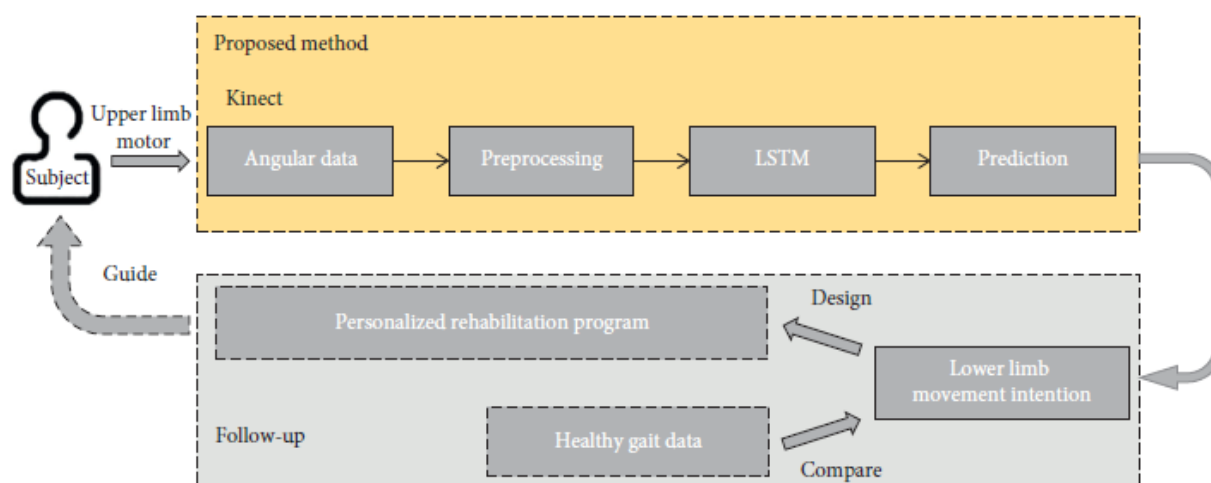
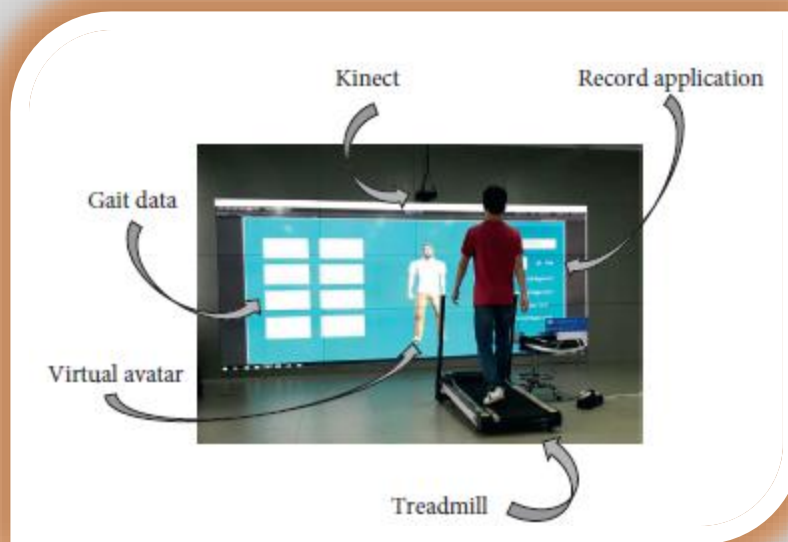


FIGURE 1: The framework of our method and follow-up studies.

راه اندازی آزمایشات و کسب داده ها:

برای بدست آوردن داده های مربوط به راه رفتن انسان، مدل را ساخته و ارزیابی کردیم که از یک virtual skeleton از سنسور و نرم افزار Kinect تولید شده است. Kinect 2.0 یک مدل اسکلتی با کیفیت بالا برای کاربر در روبروی سنسور Kinect فراهم میکند و Kinect SDK کشف و تشخیص 25 نقطه اسکلتی متفاوت را پیشنهاد میدهد؛ این داده های اسکلتی میتوانند برای استخراج ویژگی استفاده شوند.



داده های راه رفتن بصورت همزمان با سنسور Kinect ضبط میشود که تقریباً 30 فریم اسکلتی در هر ثانیه ایجاد میکند. هر شرکت کننده یک لباس سبک و متناسب با بدن روی تردمیل میپوشد. در بین داده های ده شرکت کننده، آنها معمولاً به چهار سرعت پیاده روی تقسیم شدند: 3 و 3.5 و 4 و 4.5 کیلومتر بر ساعت.

زاویه مفاصل knee، heel، ankle، shoulder و بازوی سمت راست، knee سمت چپ و heel در sagittal point براساس چهار گانه محاسبه شده اند. برای هر مفصل در مدل مجازی Kinect، محورهای x و y و z ضبط شده اند. در این مطالعه، مفاصل به بردار هایی برای محاسبه زوایا تبدیل شده اند. برای هر مفصل، پوزیشن فعلی زاویه بین مفصل و بردار sagittal ضبط شده است. سرانجام، ما ویژگی های زیر را ایجاد می کنیم: زاویه در هر frame، تفاوت زوایا در frame های متوالی. و این تغییرهای زاویه ای، ویژگیهای اساسی راه رفتن را ارائه میکنند.

طراحی زوایای مفاصل راه رفتن:

در این روش برای هر عضو، مثلاً شانه، زاویه مفصل شانه با در نظر گرفتن مکان شانه و آرنج در دستگاه دکارتی تعیین میشود. محل های شانه، آرنج، hip و زانو در فضای دکارتی با چهار بردار تعریف میشوند.

$$\vec{v}_{se} = \vec{v}_s - \vec{v}_e,$$

$$\vec{v}_{ew} = \vec{v}_e - \vec{v}_w,$$

$$\vec{v}_{hk} = \vec{v}_h - \vec{v}_k,$$

$$\vec{v}_{ka} = \vec{v}_k - \vec{v}_a,$$

$$\vec{v}_{sag} = \vec{v}_s - \vec{v}_o,$$

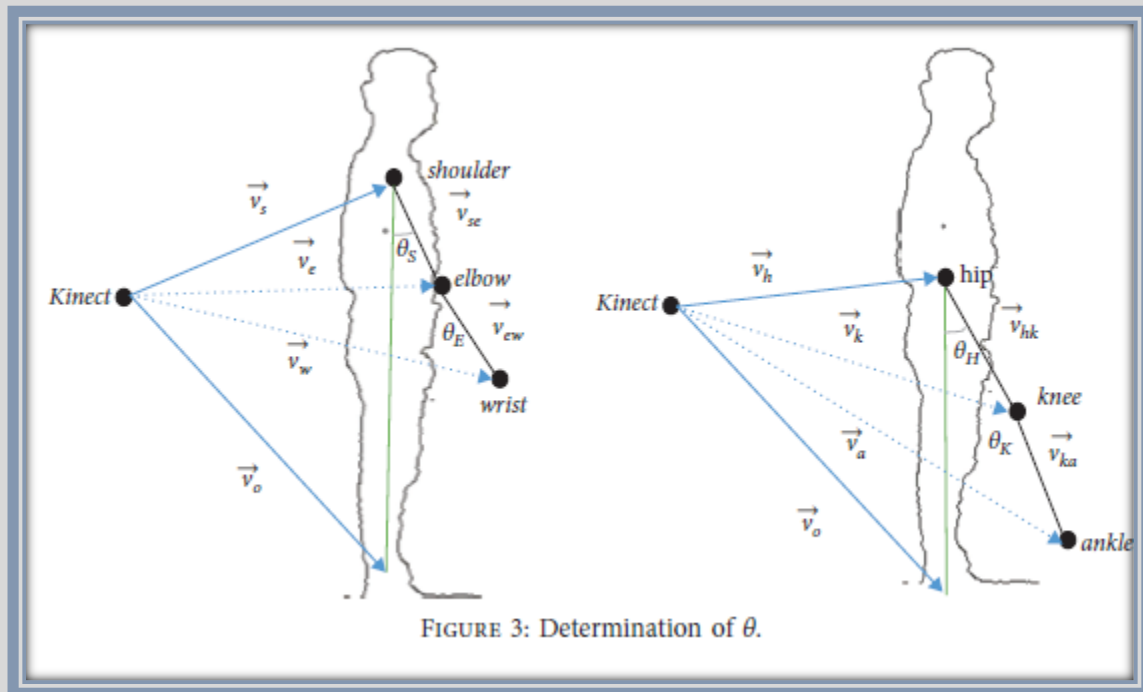
$$\theta_S = \cos^{-1}(\vec{v}_{se} \cdot \vec{v}_{sag}),$$

$$\theta_E = \cos^{-1}(\vec{v}_{ew} \cdot \vec{v}_{sag}),$$

$$\theta_H = \cos^{-1}(\vec{v}_{hk} \cdot \vec{v}_{sag}),$$

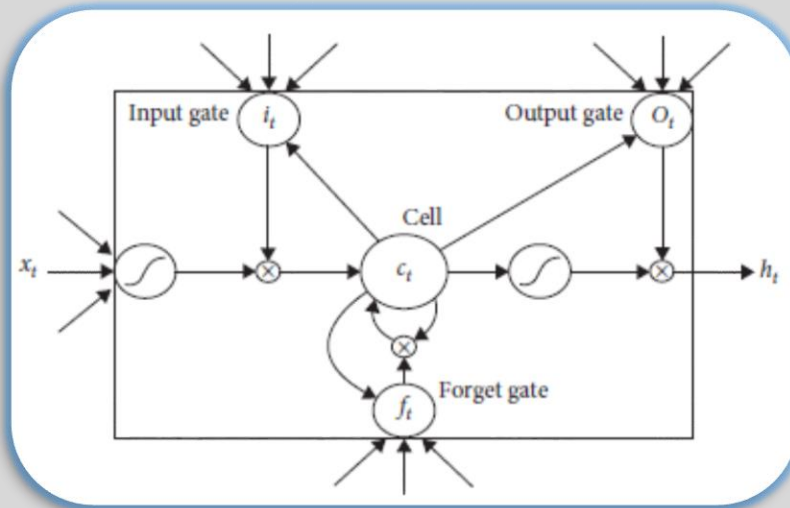
$$\theta_K = \cos^{-1}(\vec{v}_{ka} \cdot \vec{v}_{sag}),$$

که v_{se} بردار سه بعدی متصل کننده shoulder به elbow، v_{ew} بردار سه بعدی متصل کننده elbow به wrist، v_{hk} بردار سه بعدی متصل کننده hip به knee، v_{ka} بردار سه بعدی متصل کننده knee به ankle است.



استفاده از LSTM برای پیش بینی زوایای مفصل:

در این روش پیشنهاد شده، تولید trajectory به این روش انجام میشود که synergy های بین عضوهای بدن که از شرکت کنندگان سالم استخراج شده است، استفاده میشوند تا داده های راه رفتن را با LSTM براساس trajectory تولید کنند. در این روش از LSTM استفاده میشود که یک نورون از آن در شکل زیر قابل مشاهده است. این نورون دارای یک سلول حافظه به خود متصل با نام c_t و سه واحد ضرب شونده است یعنی input gate (i_t)، forget gate (f_t) و output gate (o_t). سلول حافظه یک یال بازگشتی به خود متصل با وزن 1 دارد که اطمینان میدهد گرادیان میتواند چندین مرحله به عقب برگردد و vanishing رخ ندهد. سلولهای ورودی و forget، اطلاعات را به داخل و خارج از سلول مدیریت میکنند و output gate کنترل میکند که چه مقدار اطلاعات از سلول به خروجی h_t برده میشود.



$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i), \\ f_t &= \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f), \\ c_t &= f_t c_{t-1} + i_t \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c), \\ o_t &= \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_{t-1} + b_o), \\ h_t &= o_t \tanh(c_t). \end{aligned}$$

Experiment

برای بدست آوردن داده های راه رفتن به تعداد کافی، 10 شرکت کننده سالم با میانگین 23 سال و قد 170 سانتی متر و وزن 58 کیلوگرم در آزمایشگاه بکار گرفته شده اند. آنها فارغ از هرگونه محدودیت در راه رفتن بر روی تردمیل بودند. لازم بود که آنها 150 ثانیه در هر مرحله راه بروند. برای تشخیص پایدار بدن انسان توسط Kinect، این دستگاه در فاصله 1 متری از سطح زمین قرار گرفت و تردمیل هم با فاصله 2.6 تا 4 متری از سنسور Kinect قرار گرفت.

در هنگام آزمایش، 10 فرد سالم (6 مرد و 4 زن) ثبت نام کردند. ما 40 ویژگی از اعضای بالایی و پایینی از 10 سوژه بدست آوردیم. شکل 5 نشان دهنده رفتار مفاصل در یک فاز راه رفتن در سرعت های گوناگون است.

نتایج: این مطالعه، با استفاده از داده های مبتنی بر synergy از یک طرف بدن، داده های چرخه راه رفتن یک طرف دیگر بدن را پیش بینی میکند.

شکل 6 نتیجه پیش بینی شده trajectory مربوط به مفصل hip چپ و مفصل زانو چپ را با استفاده از شانه راست و آرنج راست با LSTM پیش بینی میکند.

شکل 7 نشان دهنده نتایج پیش بینی trajectory های hip و knee در یک سمت بدن با استفاده از شانه، آرنج، hip و knee سمت دیگر بدن با استفاده از LSTM است. همانطور که از شکل پیداست، خطای بین داده اصلی و داده پیش بینی شده اندک است.

در این مطالعه RMSE برای ارزیابی مدل بعد از هر ران استفاده شده است. در اینجا RMSE بین زاویه پیش بینی شده و زاویه اصلی در چهار سرعت مختلف براساس LSTM مقایسه میکند. نتیجه در شکل 8 و 9

هرچقدر که سرعت بیشتر میشود، دقت پیش بینی مدل افزایش میابد. در سرعت 3 کیلومتر در ساعت، پیش بینی trajectory تا نسبتاً ضعیف است؛ با این حال در سرعت 4.5 کیلومتر، پیش بینی LSTM فوق العاده بوده است. این آزمایش نشان دهنده این است که وقتی شخص در سرعت 4.5 کیلومتر حرکت کند، اعضای فوقانی و تحتانی بدن در دو سمت بدن با هم وابستگی و ارتباط قوی پیدا میکنند.