

Using LSTM for Detection of Wrist Related Disorders

در این مقاله ساخت یک دستگاه معرفی شده است که Repair نام دارد و برای اندازه گیری قدرت و توان بخشی مچ دست ساخته شده است. هدف اولیه این بوده است که تایید شود داده های اندازه گیری شده، اطلاعات ارزشمندی را برای تشخیص بین افراد سالم و ناسالم در این زمینه در بردارند.

در هنگام استفاده از توان بخشی، انجام و تکرار تمرینات برای بهبود بسیار موثر است اما این تکرار، باعث ایجاد خستگی و فرسودگی، رها کردن تمرینات و ناامیدی هم از سوی بیمار و هم از سوی تراپیست میشود؛ مخصوصا اگر سرعت بهبودی کم باشد. بنابراین اعمال توانبخشی میتواند با دستگاه های رباتیکی انجام شود. این موضوع باعث میشود که کیفیت توانبخشی بالاتر رود. شرایط بیمار و پیشرفت بیمار با دقت بیشتری سنجیده میشود و سنسورهای ربات کمک میکنند جزئیات بیشتری درباره حرکت بیمار متوجه شویم. بنابراین سنسورهایی که به انسان و ربات متصل اند، دیتا را برای تمرین آماده میکنند.

این دیتای جمع آوری شده برای استخراج اطلاعات مربوط به تشخیص حالات بیمار حاضر استخراج میشوند. سپس این اطلاعات به یک سیستم حمایت کننده تصمیم فرستاده میشود که آن سیستم راههای مختلف پروسه توانبخشی فیزیکی بیمار را پیشنهاد میدهد. تشخیص دقیق و کمی کردن میزان اختلال بیمار، امکان پیشنهاد ساختار بهینه تمرینات برای تسریع بهبودی را فراهم می کند. شرایط بیمار مدام در حال تغییر کردن است و چالش این است که حالت بیمار را ارزیابی کنیم.

دستگاه Repair برای اندازه گیری ها و توان بخشی isokinetic برای مچ دست ساخته شده است. این دستگاه نیروی خم شدن، کشش، ساعد دست و انحرافات شعاعی مچ دست را اندازه میگیرد.



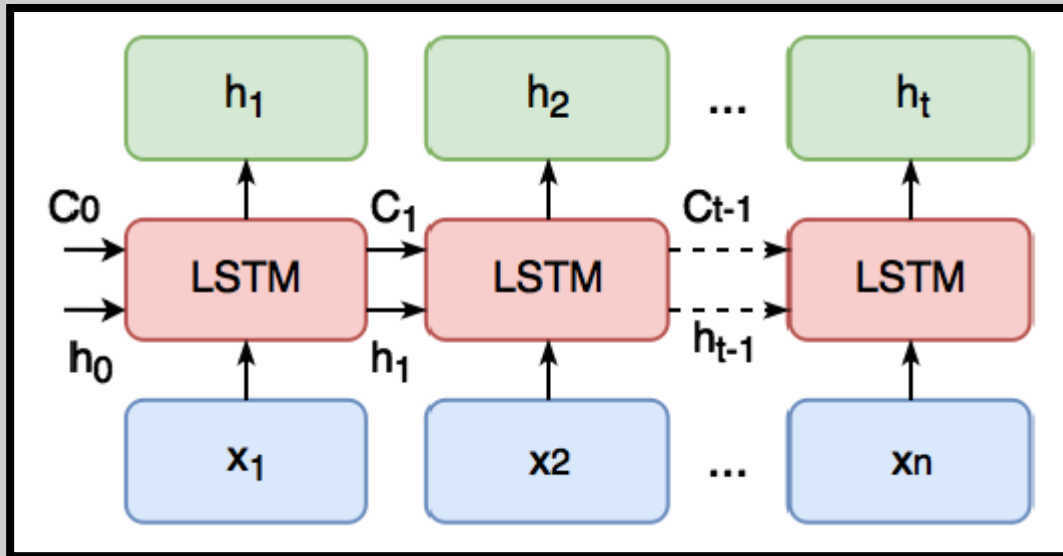
Fig. 1. Repair device for wrist diagnostics

کارهای مرتبط:

- ربات های توان بخشی: مطالعات مختلف ثابت کرده اند که توانبخشی فیزیکی به کمک ربات موثر است؛ اگرچه معمولاً بیش از یک توانبخشی معمولی نیست. **NU-Wrist** یک ربات اسکلتی جدید و نوآورانه برای توان بخشی مچ دست و بازو است.
- ماشین لرنینگ برای داده های پزشکی: **Hammerla et al.** برای تشخیص و ارزیابی بیماری **Parkinson** استفاده کرده اند. آنها داده های ورودی را از یک شتاب سنج دارای سه محور بدست آوردند که شتاب را در سه محور عمود برهم بدست می آورد. آنها از مدلی استفاده کرده اند که بر ماشین بولترزمان استوار بود که با یک لایه سافت مکس میتواندست 4 کلاس را تشخیص دهد: **asleep** و **off** و **on** و **dyskinetic**. این مدل علیرغم برچسب گذاری نادرست داده های ورودی، از رویکردهای دیگر بهتر عمل کرد.
- RNN** بر روی داده های پزشکی موفق عمل کرده است. **Lipton et al.** یک مدل **LSTM** را با موفقیت برای **classify** کردن 128 حالت مختلف برای تشخیص با 13 اندازه گیری کلینیکال انجام شده است. بهترین کارایی آن مدل با استفاده از دو **LSTM** انجام شد، لایه **Dropout** با احتمال 0.5 و لایه **cross-entropy** برای **classification** نیز موجود بود.

روش استفاده شده:

شبکه های عصبی بازگشتی شاخه ای از شبکه های عصبی اند که در **classification** و **regression** برای داده های سریالی استفاده میشوند. در این شبکه ها داده ی گام قبلی به گام فعلی آورده میشود. در این مطالعه از یک نوع خاص از شبکه های بازگشتی به نام **LSTM** استفاده شده است. **LSTM** برای نگه داری وابستگیهای طولانی مدت داده ها در داده های سری زمانی استفاده میشود که این وابستگیها در سلول **state** نگهداری میشوند. سلول **state** با یک تغییر خطی در طول **LSTM** حرکت میکند (C_t). البته **LSTM** قابلیت تغییر در سلول **state** را دارد. این تغییرات با **gate** ها که توابع غیرخطی هستند و مقدار اطلاعاتی که آیا باید **pass** شوند یا فراموش شوند را مشخص میکنند، انجام میشود.



یک واحد LSTM، سه ورودی را میپذیرد: x_t و h_{t-1} و C_{t-1} . و به عنوان خروجی، h_t و C_t را برمیگرداند. ورودی ها در درون gate ها پردازش میشوند.

ضرب عنصر به عنصر، با forget state انجام میشود که f_t است. که یک تابع sigmoid است که کنترل میکند کدام اطلاعات باید فراموش شوند.

$$f_t = \sigma(W_f.[h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Input gate که با نماد i_t نمایش داده میشود مقدار داده هایی که باید بر سلول state کنونی اثر بگذارد را مشخص میکند که بازم با تابع سیگموید انجام میشود. این Input gate برای فیلتر کردن یک سلول state پیشنهادی که با C_t^* نمایش داده میشود، در آن ضرب میشود. C_t^* روی داده های جدید وارد شده در گام t ام، \tanh میزند.

$$i_t = \sigma(W_i.[h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$C_t^* = \tanh(W_c.[h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

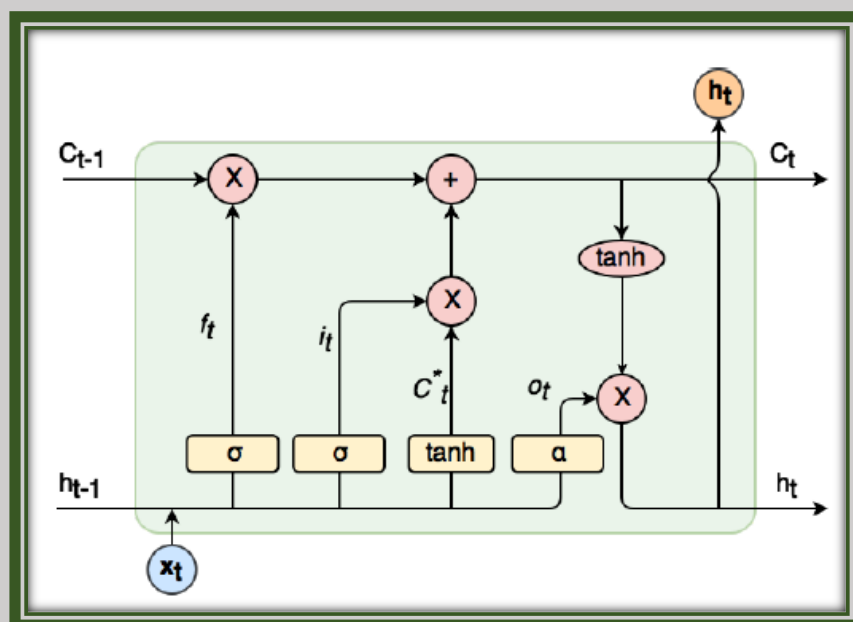
بنابراین سلول وضعیت کنونی از جمع کردن سلول وضعیت قبلی که با forgot gate فیلتر شده است و سلول وضعیت پیشنهاد شده که با input gate فیلتر شده است، بدست می آید.

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot C_t^*$$

اما خروجی شبکه که با h_t نمایش داده میشود از فیلتر کردن C_t با output gate بدست می آید. این گیت مشخص میکند که ورودی کنونی x_t و خروجی حالت قبلی h_{t-1} و سلول حالت کنونی C_t چقدر بر خروجی کنونی تاثیر داشته باشند.

$$o_t = \sigma(W_o.[h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

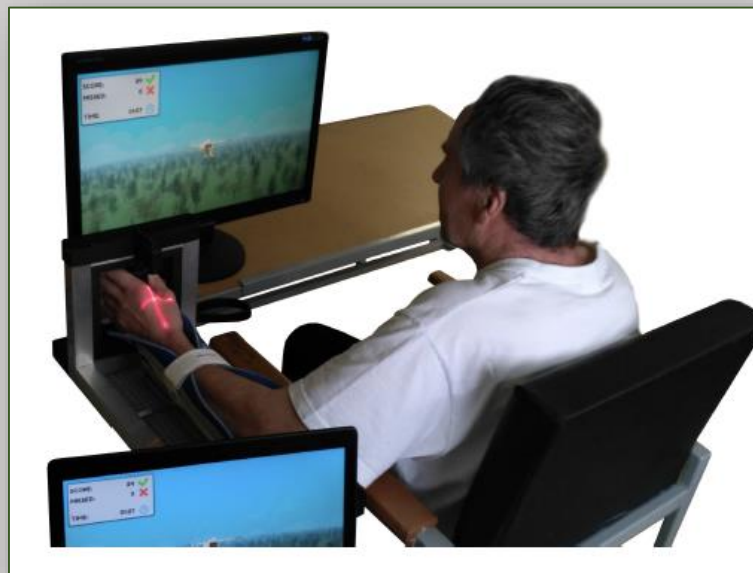


در مدل استفاده شده در این مقاله، یک لایه input، یک لایه LSTM کاملاً متصل و سپس softmax استفاده شده است. تابع زیان، cross entropy است.

شروع آزمایش:

هدف از آزمایش این بوده است که تایید شود دستگاه repair میتواند داده هایی را جمع آوری کند که مشکلات مچ دست تشخیص داده شوند. در این آزمایش، 25 فرد سالم و 10 فرد دارای اختلالات عصبی - عضلانی بررسی شده اند. داده ها براساس تشخیص وضعیت جسمانی بیماران قبلاً توسط پزشکان دسته بندی شده اند و سپس برچسب گذاری شده اند. از افراد خواسته شده که به طور متوالی خم شدن، کشش، radial deviation و ulnar deviation را انجام دهند و حداکثر 2 ثانیه نیرو را تحمل کنند.

"ما در مورد عملکرد آنها هیچ بازخوردی ارائه نکردیم. این به ما اجازه می دهد تا نه تنها حداکثر نیروهای حرکات اساسی را اندازه گیری کنیم بلکه تغییرات نیروها را در طول زمان مشاهده کنیم."



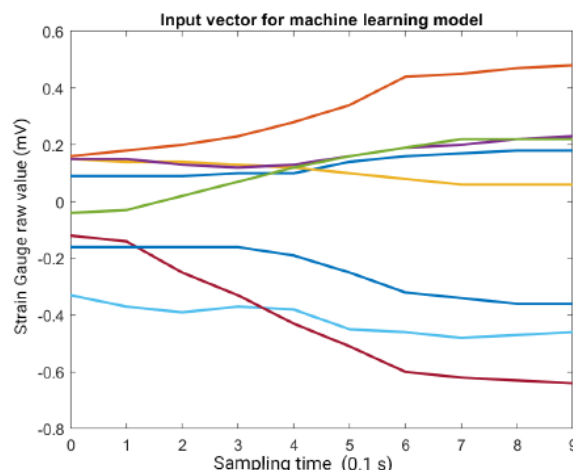
داده های ورودی خام توسط هشت فشار سنچ در دستگاه Repair اندازه گیری می شود. سنسورها در داخل دستگاه قرار دارند، 4 تا در بالا و 4 تا در پایین. بنابراین داده های ورودی خام، یک سری زمانی برداری 8 بعدی است.

داده ها براساس نوع حرکتی که امتحان شده (مثلا flexion) به زیرمجموعه هایی تقسیم میشوند. برای اینکار یک سیستم طراحی شده که این کار را با استفاده از خروجی سنسورها انجام میدهد. این زیرمجموعه ها بعنوان ورودی به مدل شبکه وارد میشوند. هر یک از سری بردارهای ورودی، نشان دهنده یک تلاش سوژه برای اعمال نیروی حداکثری خود برای انجام یک حرکت خاص (مثلا flexion) است.

$$x_t = \{f_1, f_2 \dots f_8\}$$

$$X_{input} = \{x_1 \dots x_t\}$$

where t is number of measurements
 $t > T_{min}$



در این آزمایش کارایی دو شبکه LSTM مورد بررسی قرار گرفته است. هر دو مدل میتوانند افراد سالم و ناسالم را تشخیص دهند. مینیمال اندازه سری داده ها که با T_{min} مشخص میشود را تغییر داده تا متوجه شویم که بهینه ترین نقطه شروع کجاست و به این سوال پاسخ دهیم که اگر اندازه داده های ورودی افزایش یابد، دقت مدل بهتر میشود.

در این آزمایش، 60 درصد از داده ها بعنوان داده آموزشی و 40 درصد داده ها بعنوان داده اعتبارسنجی استفاده شده است. مدل با SGD بهینه شده با $LR = 0.1$ و epochs 250.

دقیق ترین مدل آموزش داده شده روی مجموعه داده با $T_{min} = 4$ دارای میانگین دقت 0.7671 است.

Average classification performance

| <i>LSTM - 1 layer - 50 units</i> | | | | | |
|--|---------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| | $T_{min}=1$ (n = 1024) | $T_{min}=2$ (n = 726) | $T_{min}=3$ (n = 524) | $T_{min}=4$ (n = 380) | $T_{min}=5$ (n = 280) |
| Accuracy | 0.7090 | 0.6897 | 0.6876 | 0.7020 | 0.7107 |
| Sensitivity | 0.5043 | 0.4248 | 0.4170 | 0.5170 | 0.5495 |
| Specificity | 0.9188 | 0.9470 | 0.9535 | 0.8899 | 0.8690 |
| PosPredVal | 0.8642 | 0.8861 | 0.8981 | 0.8267 | 0.8047 |
| NegPredVal | 0.6440 | 0.6289 | 0.6246 | 0.6446 | 0.6626 |
| PosLikHood | 6.2121 | 8.0108 | 8.9695 | 4.6963 | 4.1959 |
| NegLikHood | 0.5394 | 0.6074 | 0.6114 | 0.5428 | 0.5183 |
| <i>LSTM - 1 layer - 100 units with dropout (P=0.5)</i> | | | | | |
| Accuracy | 0.7044 | 0.7138 | 0.6957 | 0.7671 | 0.7357 |
| Sensitivity | 0.5611 | 0.4598 | 0.4908 | 0.7181 | 0.6275 |
| Specificity | 0.8488 | 0.8843 | 0.8959 | 0.8151 | 0.8413 |
| PosPredVal | 0.7890 | 0.7948 | 0.8217 | 0.7918 | 0.7941 |
| NegPredVal | 0.6574 | 0.6269 | 0.6429 | 0.7470 | 0.6984 |
| PosLikHood | 3.7111 | 3.9734 | 4.7162 | 3.8837 | 3.9532 |
| NegLikHood | 0.5170 | 0.4934 | 0.5683 | 0.3459 | 0.4428 |

برای تست پتانسیل توان بخشی دستگاه repair، یک بازی کامپیوتری در حال آماده سازی است.

ما در طول آزمایشات چندین مسئله طراحی پیدا کرده ایم. سوژه باید دسته را بگیرد. این مسئله هنگامی مشکل ایجاد می کند که فرد دچار فلج نسبی دست شود. گاهی اوقات تناسبات فیزیکی سوژه با آتل یا دسته مطابقت ندارد اگرچه دستگاه RepaiR تا حدی قابل تنظیم است.

مشاهده شده است که اگر سوژه با فیدبک مشاهده کند، نیروهای بالاتری را اعمال می کند. طراحی مکان دستگاه نیز باید بهبود یابد. اکنون دستگاه روی یک میز قرار گرفته و دستیابی به دسته برای بیماران با ویلچر دشوار بود. دستگاه باید بر روی یک پایه مخصوص تنظیم ارتفاع نصب شود.

چندین مسئله عملی وجود دارد که ممکن است بر عملکرد، دقت و حساسیت مدل تأثیر بگذارد. از نظر تنوع شرایط، بخش قابل توجهی از داده ها در بیماران سکتة مغزی اندازه گیری شد. این عدم تنوع در نمونه های آموزشی ممکن است منجر به تعصب نسبت به ویژگی های خاص بیماران سکتة مغزی شود و بر دقت مدل برای بیماران با شرایط مختلف تأثیر بگذارد.

بعنوان روش بهینه سازی تصادفی از SGD بصورت mini-batch استفاده شده است. این روش وقتی با lr ثابت انجام شود، باعث نوسانی شدن روند یادگیری میشود.

