IL یک روش نمادین است که از یادگیری تحت نظارت استفاده می کند و مجموعه ای از قوانین تصمیم شامل اگر- آنگاه- دیگر را تولید می کند. یک روش (۹۷) مبتنی بر الگوریتم به نام طبقه بندی اطلاعات متقابل سلسله مراتبی (۹۲،۱۰۳) است. این الگوریتم یک درخت تصمیم گیری را با به حداکثر رساندن اطلاعات متناظر متقابل در هر مرحله پارتیشن بندی تولید می کند. از آنتروپی شانون (Shannon) به عنوان یک اندازه از اطلاعات استفاده می کند. اطلاعات متقابل اندازه گیری، مقداری اطلاعات است که یک متغیر تصادفی شامل متغیر تصادفی دیگر است. این کاهش عدم اطمینان متغیر تصادفی به دلیل شناخت متغیر دیگری است. روش موثر ادغام نتایج یک الگوریتم اطلاعات متقابل به قانون رسمی تولید، به دنبال کار اصلی واتناب (۱۰۰) و پیتاس (۱۱۱) انجام شد. هنگام تولید درخت تصمیم گیری، الگوریتم یک پراکندگی سلسله مراتبی از فضای چند بعدی را انجام می دهد. هر گره جدید از درخت تصمیم گیری حاوی یک قانون بر اساس یک آستانه از سیگنال های ورودی است. به عنوان مثال هر قانون جدید مجموعه زیر را تقسیم بندی می کند. آموزش هر کدام از ترمینال ها شامل اعضای یک کلاس می شود. یکی از ویژگی های عالی این الگوریتم این است که آستانه را به طور خودکار بر اساس حداقل آنتروپی تعیین می کند. این حداقل روش آنتروپی معادل با تعیین حداکثر احتمال شناسایی رویداد مورد نظر (خروجی) بر اساس اطلاعات ورودی است.

شبکه تابع پایه شعاعی (RBF) یک شبکه فید-فوروارد یا پیشرو است. RBF دارای یک گره خروجی و یک لایه مخفی می باشد که حاوی تعداد زیادی نورون است که برای تطابق با تابع در مشخصه هدف خطا مورد نیاز است. تبدیل از فضای ورودی به فضای مخفی واحد، غیر خطی است، در حالی که تبدیل از فضای مخفی به فضای خروجی خطی است. یک الگوریتم یادگیری رایج برای شبکه های RBF بر اساس انتخاب اول به صورت تصادفی از نقاط داده به عنوان مراکز تابع پایه شعاعی و سپس با استفاده از تجزیه مقدار انحصاری برای حل وزن شبکه می باشد. انتخاب دلخواه مراکز ممکن است کافی نباشد که مراکز باید دامنه ورودی را مناسب انتخاب کنند. علاوه بر این، برای دستیابی به یک عملکرد مشخص، یک شبکه بی نظیر بزرگ RBF ممکن است مورد نیاز باشد. از آنجایی که عملکرد یک شبکه RBF به طور انتقادی بستگی به مراکز انتخاب شده دارد ما از یک روش یادگیری جایگزین بر اساس الگوریتم یادگیری OLS استفاده کردیم (۱۰۱). با ارائه مجموعه ای از ورودی ها و خروجی های مربوطه، ارزش وزن و مراکز RBF (پارامترهای شبکهRBF) را می توان با استفاده از الگوریتم OLS در یک گذر داده های یادگیری تعیین کرد تا شبکه ای با ابعاد مناسب ساخته شود.

هنگامی که یک بردار ورودی به چنین شبکه ای ارائه می شود، هر نورون در لایه پنهان یک مقدار را بر اساس بستر ورودی به مرکز بردار هر عصب ایجاد می کند. نتیجه این است که نورونهای با

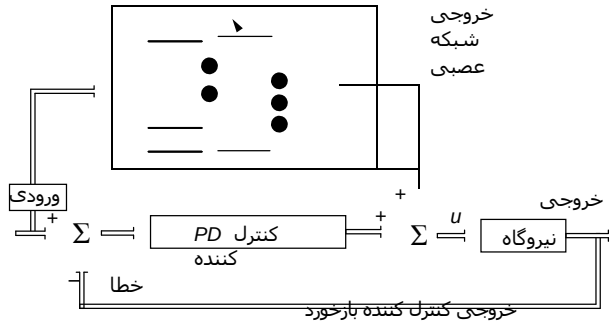
بردارهای مرکز بسیار متفاوت از بردار ورودی یا خروجی نزدیک صفر است. این خروجی های کوچک تأثیر ناچیزی بر نورون خروجی خطی خواهد داشت. در مقابل، هر نورون که مرکز آن بسیار نزدیک به بردار ورودی است، و مقداری را در نزدیکی ۱ نمایش می دهد. اگر یک نورون دارای خروجی ۱ باشد، وزن خروجی آن در لایه دوم، ارزش های خودش را به نورون در لایه دوم می گذارد. عرض یک ناحیه در فضای ورودی است و هر پاسخ نوری شعاعی می تواند با تعیین یک ثابت پخش برای هر نورون تنظیم شود. این ثابت باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا بتواند نورونها را به مناطق همپوش فضای ورودی بفرستد. همان ثابت گسترش معمولا برای هر نورون انتخاب می شود.

۱۵-۶-مدل سازی ترکیبی کنترل کننده ها

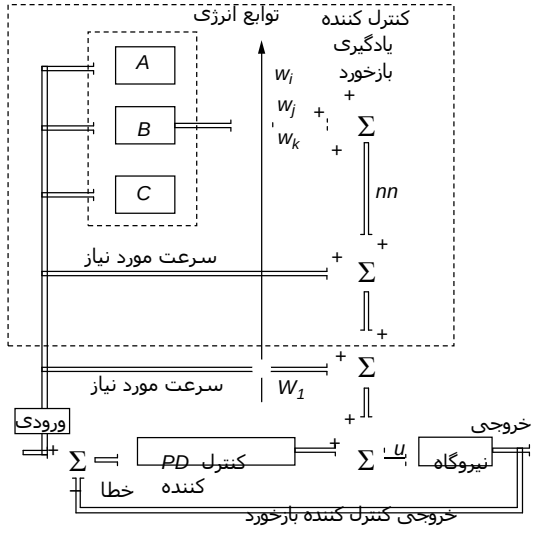
یادگیری خطای بازخورد (FEL) تکنیک ترکیبی (۱۱۳) با استفاده از نقشه برداری برای جایگزینی برآورد پارامترها در حلقه بازخورد در یک طرح کنترل حلقه بسته است. FEL یک ساختار شبکه عصبی پیشرو است و تحت آموزش و یادگیری دینامیک معکوس کنترل شده است. این روش بر اساس مطالعات فیزیولوژیکی معاصر است (۱۱۴) و در شکل ۱۵-۶ نشان داده شده است.

کل تلاش کنترلی u که به نیروگاه اعمال می شود، مجموع خروجی کنترل بازخورد و خروجی کنترل شبکه است. پیکربندی ایده آل شبکه عصبی با مدل ریاضی معکوس سیستم کنیروگاه سازگار است. شبکه اطلاعاتی موقعیت مورد نظر و مشتقات آن را تولید می کند و تلاش لازم جهت کنترل خروجی سیستم را به دنبال مسیر مورد نظر محاسبه می کند. اگر هیچ اختلالی وجود نداشته باشد خطای سیستم صفر خواهد بود.

پیکربندی شبکه عصبی باید در هنگام تکمیل آموزش، دینامیک معکوس سیستم را نشان دهد. استفاده از یک رویکرد انرژی کل به عنوان پایه ای برای شبکه عصبی محتاطانه خواهد بود، زیرا تنها ورودی فرمان و اولین مشتق برای کنترل کننده FEL مورد نیاز است. در مقایسه، اگر FEL بر اساس مدل ریاضی باشد، مشتق دوم برای شبکه عصبی کار خواهد بود (۱۱۵).



شکل ۱۵-۶: مدل سازی ترکیبی کنترل کننده ها با استفاده از الگوریتم یادگیری خطای بازخورد. فلش شیب دار نشان دهنده یادگیری است.



شکل۱۵-۷: طرح کنترل کننده یادگیری خطای بازخورد برای درجه سیستم آزادی مورد استفاده قرار می گیرد. متن را برای جزئیات مشاهده کنید.

شکل ۱۵-۷ یک توضیح دقیقتر از استراتژی FEL را نشان می دهد. ورودی و خروجی سیستم با برچسب θ_d و θ مشخص شده است. کنترل کننده بازخورد نسبت به مشتق (PD) برای ارائه ثبات در هنگام آموزش شبکه عصبی است (۱۱۴،۱۱۶،۱۱۸). مستطیل خط چین نشان دهنده کنترل کننده FEL است که سیگنال کنترل لازم را بر اساس ورودی های دلخواه، خروجی می گیرد. انرژی کل سیستم (nn) از طریق پردازش موازی درون شبکه عصبی محاسبه می شود که شامل عملکردهای (A,B,C,. .) حاصل از بیان انرژی کل، وزن های سیناپتیک w_i ، w_jو w_k است. علاوه بر وزنهای سیناپتیک فوق، w_l با زیان های مضر همراه است. آموزش کنترل کننده FEL با تغییر وزن سیناپتیک بر اساس خروجی کنترل کننده PD انجام می شود. قانون یادگیری استفاده شده توسط کاواتو و همکاران (۱۱۹) پیشنهاد شده و به شرح زیر است:

$$w_{inew} = w_{iold} + u_{PD} A \eta \ t$$

جایی که w_{inew} ارزش جدیدی از وزن سیناپتیک است، w_{iold} ارزش قدیمی است، u_{PD} خروجی از کنترل PD است، A عملکرد شبکه مرتبط با وزن w_i، η نرخ یادگیری، و t گام ادغام در شبیه سازی کامپیوتری است. نرخ یادگیری برای کنترل نرخ رشد وزن سیناپتیک گنجانده شده است. قانون یادگیری، همانطور که توسط کاواتو و همکاران (۱۱۳)پیشنهاد شده است بر اساس فرض رشد آهسته وزن سیناپتیک است. وزن ها با صفر شروع می شوند و نرخ یادگیری به گونه ای تنظیم می شود که رشد وزنی یکنواخت است. این باعث می شود وزن ها برای رسیدن به ارزش نهایی خود در یک نقطه زمانی، باعث خطای نزدیک به صفر شود. در نتیجه، یادگیری به عنوان یک تابع خطا، سطح را کاهش می دهد و آموزش شبکه عصبی را تکمیل خواهد کرد. با این حال، اگر رشد وزن ها یکنواخت نباشد، رشد ناگهانی وزن ها منجر ایجاد خواهد شد. خط عمودی در شکل ۱۵-۷ به سمت بالا از طریق wi، w_j، w_k و w_l یادگیری را نشان می دهد. پس از محاسبه انرژی کل، مشتق زمان گرفته شده و بر سرعت مورد نظر تقسیم می شود. تلفات توسط ضرب سرعت مورد نظر با وزن w_l محاسبه می شوند و سپس به سیگنال کنترل اضافه می شوند. در نهایت، تلاش کنترل از کنترل کننده FEL به تلاش کنترل PD اضافه می شود.

در اصل، خروجی کنترل کننده بازخورد، نشانه ای از عدم تطابق دینامیکی نیروگاه و مدل دینامیکی معکوس حاصل از شبکه عصبی است. اگر مدل واقعی معکوس-دینامیک آموخته شود، شبکه عصبی به تنهایی سیگنال کنترل لازم برای دستیابی به مسیر مورد نظر را فراهم می کند. (۱۱۸، ۱۲۰).

تعریف اصطلاحات

فعال کننده: دستگاهی که به سیستم قدرت می دهد.

کنترل رفلکس مصنوعی: سیستم کارشناس با استفاده از کنترل مبتنی بر قانون.

سیستم حلقه بسته: سیستم کنترل که از اطلاعات مربوط به خروجی برای اصلاح پارامترهای کنترل برای به حداقل رساندن خطای بین مسیر مورد نظر و واقعی استفاده می کند.

کنترل ها: سیگنال های حرکتی فعال کننده ها.

کنترل کننده: فرایندی که کنترل ها تولید می شوند.

درجه آزادی: متغیر مستقل تعیین موقعیت. یک جسم سفت و سخت آزاد دارای شش درجه آزادی، یک اتصال توپ سه تایی، و یک لولای مشترک است.

تجزیه و تحلیل دینامیک: شبیه سازی تحلیلی حرکات سیستم با توجه به نیروها، گشتاور ها و سینماتیک. دینامیک جلو از هندسه و سینماتیک به عنوان ورودی استفاده می کند و به عنوان خروجی نیروها و گشتاور را فراهم می کند؛ دینامیک معکوس از نیروها و گشتاورها شروع می شود و سینماتیک و هندسه سیستم را تعیین می کند.

کنترل سلسله مراتبی: کنترل چند سطحی به تجزیه عمودی سیستم اجازه می دهد.

تجزیه و تحلیل کینماتیک یا جنبشی: شبیه سازی تحلیلی از حرکات سیستم با توجه به موقعیت، سرعت و شتاب.

دوتایی کینماتیک: اتصال دو بخش همسایه.

کنترل غیرانتفاعی: محاسبه بین ورودی ها و خروجی ها برای کنترل استفاده می شود.

کنترل حلقه باز: روش کنترل که از مسیر قبلی و مدل سیستم برای کنترل نیروگاه استفاده می کند.

نیروگاه: سیستم مکانیکی که کنترل می شود.

قانون تولید: عبارت شرطی if-then مورد استفاده در سیستم کارشناسان است.

کنترل حلقه باز مبتنی بر مرجع: کنترلی که سیگنال های کنترل و اجرای کار موتور را در زمان واقعی اجرا و ذخیره می کند.

جسم سخت: مجموعه ای از نقاط مادی که فاصله بین نقاط ثابت است.

حالت: پیکربندی سیستم در هر لحظه زمانی.

مسیر: تاریخ زمان نیروگاه در پاسخ به سیگنال های کنترل بیان می شود.

۱۶

چشم سریع
کنترل حرکت
سیستم

16.1 مقدمه 16-1
16.2 ویژگی های ساکاده 16-2
16.3 مدل حرکت ساکاده چشم وستیمر 16-4
16.4 مدل رابینسون کنترل کننده ساکاده 16-6
16.5 مدل حرکت ساکاده چشم هوموورفیک خطی 16-7
16.6 مدل حرکت ساکاده چشم هوموورفیک خطی دیگر ... 16-10
16.7 مسیرهای ساکاده 16-12
16.8 مکانیسم کنترل ساکاده 16-16
16.9 نتیجه گیری 16-19
تعریف اصطلاحات 16-19
منابع 16-20
اطلاعات بیشتر 16-21

John D. Enderle
دانشگاه
کانکتیکات

۱-۱۶ مقدمه

در این بخش، یک مرور کلی از سیستم کنترل حرکت سریع چشم ارائه شده است. حرکت سریع چشم معمولا به عنوان Saccadeشناخته می شود و شامل سرعت حرکت چشم از یک تصویر به تصویر دیگر است. این نوع حرکت چشم بسیار رایج است و در هنگام خواندن به راحتی مشاهده می شود. هنگامی که به پایان خط به چشم می رسد، سریع به ابتدای خط بعدی منتقل می شود. توصیف کیفی سیستم حرکت سریع چشم اولین بار در مقدمه، ارائه شده است و پس از آن به شرح مختصری از ویژگی های Saccade می پردازیم. سپس، اولین مدل کوچک Saccade ارائه شده است و در ادامه مدل های پیچیده تر و فیزیولوژیکی دقیق تر شرح داده می شود. در نهایت، تولیده کننده Saccade یا کنترل کننده Saccade بر اساس مسیرهای تشریحی و نظریه کنترل مورد بحث قرار می گیرد. هدف این بررسی بر مدل های ریاضی سیستم حرکت سریع چشم و استراتژی کنترل آن تمرکز دارد، نه اینکه چگونه اطلاعات بصری پردازش می شود. ادبیات در سیستم حرکت سریع چشم، بسیار گسترده است و بنابراین این بررسی جامع نیست، بلکه یک نمونه عملی است.

سیستم oculomotor به محرک های بصری، شنوایی و محرک های وستیبولار پاسخ می دهد که منجر به یکی از پنج نوع حرکات چشم می شود: حرکات چشم سریع، حرکات صاف پیگیری چشم، حرکات چشم وستیبولار یا بسته، حرکات چشم مجزا و حرکات چشم optokinetic.