1. راهکارهای پیشنهادی بهبود دقت در تعیین موقعیت
   1. مقدمه

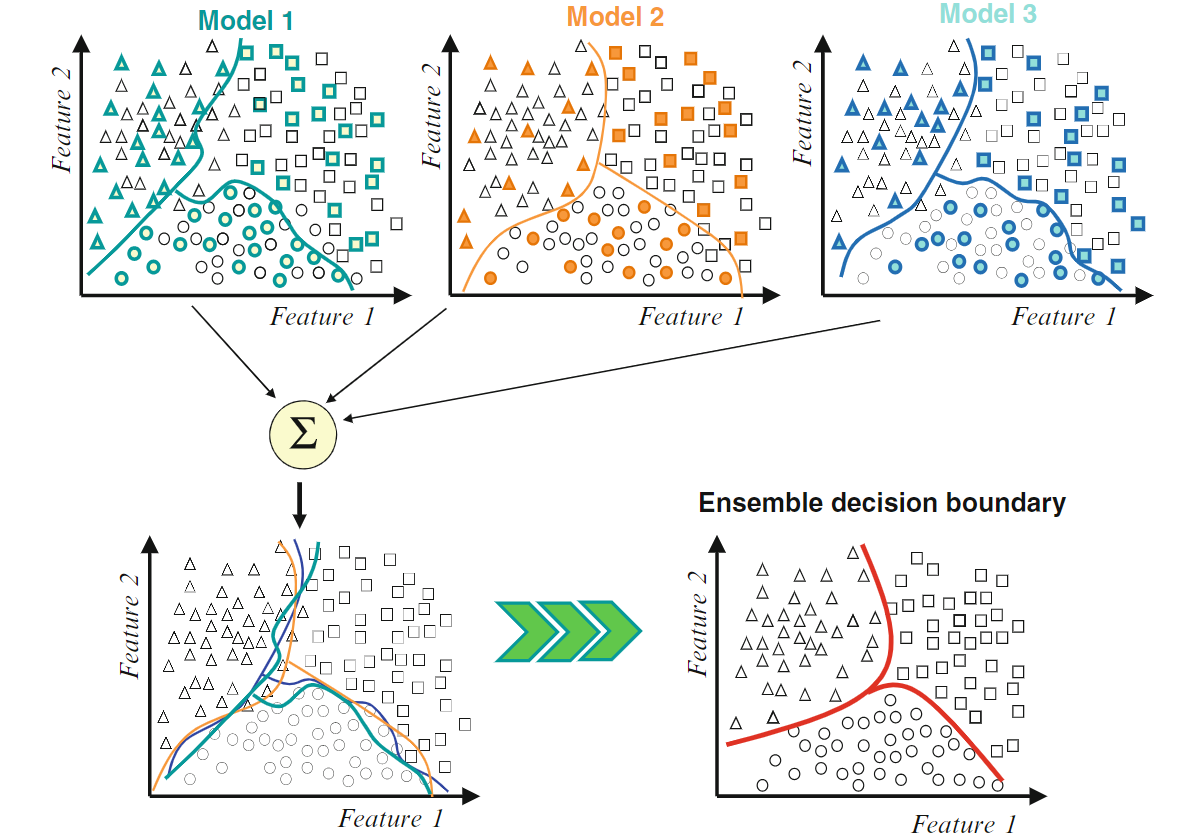
در فصل قبل انواع روش‌های موقعیت‌یابی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بیان شد. روش‌های پایه با وجود سادگی در پیاده‌سازی، قادر به تخمین موقعیت با دقت بالا نیستند. به همین منظور، روش‌های یادگیری ماشین برای بهبود دقت موقعیت‌یابی مکان‌های سرپوشیده به کار گرفته شده‌اند. همچنین بر اساس فناوری‌های ارتباطی بی‌سیم، در عمل، عمدتاً از شبکه‌های بی‌سیم Wi-Fi و BLE استفاده می‌شود. در میان منابع پژوهشی، فناوری Wi-Fi پرکاربردترین فناوری مورداستفاده در موقعیت‌یابی مکان‌های سرپوشیده است. دو رویکرد برای موقعیت‌یابی با استفاده از Wi-Fi وجود دارد. رویکرد اول، استفاده از مدل انتشاری سیگنال در تخمین RSSI برای محاسبه فاصله و رویکرد دوم، ساخت یک نقشه اثر انگشت Wi-Fi و استفاده از سیگنال Wi-Fi برای تخمین موقعیت است. روش اثر انگشت به طور قابل‌توجهی در ارتقای موقعیت‌یابی مکان سرپوشیده در حال توسعه است.

بنا به تعریف، یک سیستم موقعیت‌یاب باید موقعیت هدف را با دقت مناسب و به‌صورت بلادرنگ تخمین بزند؛ بنابراین انتخاب یک روش یادگیری ماشین مناسب در تخمین موقعیت که بتواند الزامات سیستم موقعیت‌یاب را برآورده کند ضروری است. در این فصل راهکار‌های پیشنهادی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در بهبود دقت موقعیت‌یابی با درنظرگیری امکان پیاده‌سازی و سرعت اجرا ارائه می‌شود. این راهکارها برای یک سیستم موقعیت‌یاب مبتنی بر نقشه اثر انگشت Wi-Fi و استفاده از شاخص RSSI در تشکیل نقشه اثر انگشت ارائه شده‌اند.

* 1. روش‌های یادگیری گروهی

بسیاری از پژوهش‌های انجام شده در موقعیت‌یابی سرپوشیده با استفاده از نقشه اثر انگشت Wi-Fi، بر اساس روش kNN شکل‌گرفته‌اند. ازآنجاکه برخی از نقاط دسترسی در محیط می‌تواند از یک نقطه مشخص دور باشد، آن نقاط دسترسی در یک موقعیت مشخص ممکن است مشاهده نشود و بردار RSSI در برخی از مکان‌ها شامل سیگنال‌های دریافت شده توسط همه نقاط دسترسی نباشد. همچنین ممکن است برخی نقاط مرجع در بردار شامل RSSI مشابه باشد. روش kNN همه نقاط مرجع روی نقشه اثر انگشت را بدون لحاظ‌کردن این نکته در نظر می‌گیرد. از سوی دیگر، همسایه‌هایی که از طریق الگوریتم kNN یافت می‌شود، ممکن است فراتر از اندازه‌گیری‌های ممکن در محیط باشد. زیرا تضعیف سیگنال هر نقطه دسترسی نه‌تنها به فاصله آن مرتبط است، بلکه تحت‌تأثیر بسیاری از عوامل محیطی نیز قرار می‌گیرد. این موضوع، باعث پدیدارشدن اثر حداقل فاصله سیگنالی بردار RSSI و نقاط مرجع می‌شود. باتوجه‌به محدودیت‌های بیان شده در روش kNN، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری گروهی گزینه‌ای ایدئال برای جایگزینی با این روش‌ها است.

فرضیه استفاده از سیستم‌های تصمیم‌گیری بر اساس رأی‌گیری در زندگی روزمره ما اساساً با کاربرد آنها در هوش محاسباتی متفاوت نیست. ما اغلب پیش از تصمیم‌گیری با دیگران مشورت می‌کنیم؛ زیرا گذشته و دقت تصمیم‌گیری هر یک از تصمیم‌گیرندگان فردی متفاوت است. هر خطای طبقه‌بندی از دو مؤلفه تشکیل شده است که می‌بایست آنها را کنترل کرد: بایاس[[1]](#footnote-2)، دقت طبقه‌بندی‌کننده؛ و واریانس[[2]](#footnote-3)، حساسیت طبقه‌بندی‌کننده هنگام آموزش روی مجموعه‌دادگان مختلف. اغلب این دو مؤلفه رابطه‌ای متقابل دارند: طبقه‌بندی‌کننده‌هایی با بایاس پایین تمایل به واریانس بالا دارند و برعکس؛ بنابراین، هدف سیستم‌های طبقه‌بندی‌کننده ایجاد مدل با بایاس نسبتاً ثابت (یا مشابه) و سپس ترکیب خروجی‌های آنها، مثلاً با میانگین‌گیری، برای کاهش واریانس است.



کاهش واریانس با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری گروهی [1]

کاهش واریانس به معنای کاهش نوسانات در یک مقدار است. این کار می‌تواند با میانگین‌گیری مقادیر مختلف انجام شود. در زمینه طبقه‌بندی، کاهش واریانس می‌تواند به بهبود دقت طبقه‌بندی کمک کند. این به این دلیل است که طبقه‌بندی‌کننده‌ها اغلب در طبقه‌بندی نمونه‌های جدید اشتباه می‌کنند. با میانگین‌گیری خروجی‌های چند طبقه‌بندی‌کننده مختلف، می‌توان خطاهای آنها را کاهش داد. روش‌های مختلفی برای ترکیب خروجی‌های طبقه‌بندی‌کننده‌ها وجود دارد. میانگین‌گیری تنها یکی از این روش‌ها است. ‏شکل (3˗1) نشان می‌دهد که چگونه میانگین‌گیری خروجی های دو طبقه بندی کننده با واریانس بالا می تواند واریانس خروجی را کاهش دهد.

الگوریتم‌های یادگیری گروهی در موقعیت‌یابی می‌تواند چالش‌های موجود در فرایند موقعیت‌یابی، از جمله چندمسیره شدن سیگنال و شرایط NLOS، را نیز بهبود بخشد. این الگوریتم‌ها با بهره‌گیری از تحلیل گروهی چندین مدل از داده‌ها، می‌تواند الگوهای پیچیده چندمسیره شدن را تشخیص داده و با ترکیب اطلاعات دقت موقعیت‌یابی را افزایش دهد. علاوه بر این، الگوریتم‌های یادگیری گروهی به کاهش اثرات تضعیف RSSI نیز می‌پردازد. در شرایطی که سیگنال‌ها به دلیل موانع موجود، تداخلات سیگنال در مسیر انتقال دچار تضعیف شوند، این الگوریتم‌ها با تجمیع تجربه‌های مختلف مدل‌های یادگیری ماشین، می‌توانند اطلاعات صحیح‌تری از قدرت سیگنال به دست آورده و اثر تضعیف را به حداقل برساند.

* + 1. توسعه الگوریتم‌های یادگیری گروهی

بسیاری از بررسی‌ها به کار Sheela و Dasarathy در سال 1979 میلادی به عنوان یکی از اولین نمونه‌های الگوریتم‌های یادگیری گروهی، با ایده‌های آن‌ها در مورد تقسیم فضای ویژگی‌ها و استفاده از چندین طبقه‌بندی‌کننده اشاره می‌کنند[2]. با این حال، نخستین بار در [3] روشی به نام Boosting معرفی شد و نشان داد که در یک مسئله طبقه‌بندی دو کلاسه، یک طبقه‌بندی‌کننده قوی با خطای کم می‌تواند از مجموعه ای از طبقه‌بندی کننده هایی که خطای هر یک از آن‌ها از خطای یک طبقه بندی کننده حدس تصادفی بیشتر باشد، ساخته شود. نظریه Boosting پایه و اساس الگوریتم یادگیری گروهی بعدی، AdaBoost را فراهم کرد که از محبوب ترین الگوریتم های یادگیری گروهی است و نظریه را به مسائل چند کلاسه و تقریب تابع گسترش می‌دهد[4].

به دلیل موفقیت در این کارهای پایه، از آن به بعد تحقیقات در الگوریتم‌های یادگیری گروهی گسترش‌یافته است و این الگوریتم‌ها تحت نام‌های مختلف ظهور پیدا کردند. Bagging [5]، جنگل تصادفی[[3]](#footnote-4) (گروهی از درختان تصمیم)، سیستم‌های طبقه‌بندی‌کننده مرکب، ترکیب ماهرها (MoE) [6]، روش تعمیم پشته‌سازی [7]، XGBoost [8] و بسیاری دیگر از الگوریتم‌ها معرفی شده‌اند.

* + 1. اجزای الگوریتم یادگیری گروهی

لازم است تا سه رویه برای تشکیل یک سیستم یادگیری گروهی در پیش گرفته شود. این سه روش به ترتیب عبارت است از نمونه‌برداری و انتخاب داده، آموزش یادگیرندگان ضعیف و درنهایت ترکیب یادگیرندگان که در ادامه به آن پرداخته می‌شود.

* نمونه‌برداری و انتخاب داده

مواجهه با خطاهای گوناگون به‌ازای هر نمونه در سیستم‌های یادگیری گروهی از اهمیت بالایی برخوردار است. چراکه، اگر همه مدل‌ها به‌ازای هر نمونه خروجی یکسانی داشته باشند، هیچ دانشی از ترکیب آن‌ها به دست نمی‌آید. ازاین‌رو، در تشکیل یک سیستم یادگیری گروهی نیاز به تنوع در تصمیم‌گیری اعضای گروه، به‌ویژه زمانی که اعضا در تصمیم‌گیری با خطا مواجه می‌شوند، است. این موضوع اهمیت **تنوع** داده را در این سیستم‌ها نشان می‌دهد.

با استفاده از رویکردهای متفاوت، می‌توان به تنوع داده در یادگیرندگان رسید. رایج‌ترین رویکرد استفاده از مجموعه‌دادگان آموزشی متفاوت است که در ‏شکل (3˗1) نیز نشان داده شده است. رویکردهای مختلف در انتخاب داده منجر به پدیدآمدن الگوریتم‌های گروهی متفاوت می‌شود. به‌عنوان‌مثال انتخاب با جای‌گذاری دادگان آموزشی روش Bagging را نتیجه می‌دهد، درحالی‌که نمونه‌برداری با توزیعی که به نفع نمونه‌های اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند، هسته اصلی الگوریتم‌های Boosting است. از سوی دیگر، می‌توان از زیرمجموعه‌های مختلفی از ویژگی‌های موجود برای آموزش هر یادگیرنده استفاده کرد که منجر به روش‌های زیر فضای تصادفی[[4]](#footnote-5) می‌شود. علی‌رغم اهمیت تنوع داده در عملکرد یادگیرندگان که به‌خوبی اثبات شده است، اما رابطه‌ای صریح بین تنوع و دقت الگوریتم گروهی شناسایی نشده است.

* 1. پیش‌پردازش داده

متن

* 1. الگوریتم ژنتیک

متن

* 1. معیارهای ارزیابی

متن

* 1. جمع‌بندی

متن

[1] C. Zhang and Y. Ma, *Ensemble machine learning: methods and applications*. Springer, 2012.

[2] A. Altmann, L. Toloşi, O. Sander, and T. Lengauer, "Permutation importance: a corrected feature importance measure," *Bioinformatics,* vol. 26, no. 10, pp. 1340-1347, 2010.

[3] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, "Active appearance models," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence,* vol. 23, no. 6, pp. 681-685, 2001.

[4] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham, "Active shape models-their training and application," *Computer vision and image understanding,* vol. 61, no. 1, pp. 38-59, 1995.

[5] D. Cristinacce and T. Cootes, "Boosted Regression Active Shape Models. Proc. British Machine Vision Conference. v. 2. pp. 880-889," 2007.

[6] P. Dollar, Z. Tu, and S. Belongie, "Supervised learning of edges and object boundaries," in *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, 2006, vol. 2, pp. 1964-1971: IEEE.

[7] Y. Freund and R. E. Schapire, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting," *Journal of computer and system sciences,* vol. 55, no. 1, pp. 119-139, 1997.

[8] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," presented at the Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, California, USA, 2016.

1. Bias [↑](#footnote-ref-2)
2. Variance [↑](#footnote-ref-3)
3. Random Forest [↑](#footnote-ref-4)
4. Random subspace methods [↑](#footnote-ref-5)