

گزارش جامع و متن ارائه

Energy Optimization In IoT Using ML

نام دانشجو: احمد آرامش

استاد: دکتر باقری زاده

درس: شبکه های بی سیم

نقشه کلی گزارش

این گزارش ابتدا مسئله انرژی و مقیاس پذیری در LoRaWAN و چرایی محدودیت های استاندارد را صورت بندی می کند. سپس سه رویکرد یادگیری محور را بررسی می کند:

- مقاله 1 (LP-MAB): یادگیری مت مرکز روی Network Server برای انتخاب چند پارامتری SE+EXP3 و ترکیب Multi-Armed Bandit (SF/TP/CF/CR)
- مقاله 2 (ML-Assisted TPC): پیش بینی SNR و کنترل توان / پارامترها به صورت غیر مت مرکز روی End Node با داده میدانی و مدل های یادگیری ماشین، با هدف کاهش وابستگی به تاریخ چه SNR و کاهش downlink.
- مقاله 3 (Intelligent Resource Allocation): رویکرد ترکیبی (تخصیص توان مت مرکز با یادگیری نظارت شده + تخصیص SF/CR غیر مت مرکز با contextual bandit/RL) با تمرکز بر معیارهای سطح شبکه نظری EPP و Goodput

1) مقدمه: دنیای دستگاه های متصل و چالش بزرگ با تری در IoT/LPWAN

تصور کنید هزاران حسگر کوچک در یک مزروعه هوشمند یا در سراسر یک شهر بزرگ پراکنده شده اند. این حسگرها، که بخشی از اینترنت اشیاء (IoT) هستند، مانند پیام رسان های کوچکی عمل می کنند که داده های حیاتی (مانند رطوبت خاک، کیفیت هوای وضعیت تجهیزات) را از فواصل دور جمع آوری و ارسال می کنند. برای اینکه این

پیامرسان‌ها بتوانند داده‌های کوتاه را در بردهای بلند منتقل کنند، به خانواده‌ای از شبکه‌ها با طراحی خاص نیاز داریم.

از منظر ارتباطی، این نیاز با شبکه‌های LPWAN (Low-Power Wide-Area Networks) هدف‌گذاری می‌شود؛ فناوری‌هایی که برای **برد زیاد، نرخ داده پایین و مصرف انرژی کم** طراحی شده‌اند. در مقاله LP-MAB نیز به همین منطق اشاره می‌شود: با رشد سریع تعداد دستگاه‌های IoT (در متن مقاله رقم 22 میلیارد تا سال 2025 ذکر شده است) و نیاز به ارتباطات کم‌صرف و دوربرد، LPWAN‌ها به گزینه‌های جدی تبدیل شده‌اند و حتی برای **برخی کاربردها عمر باتری تا حدود 10 سال** میرسانند.

در این میان، LoRaWAN (شبکه گستردگی دوربرد مبتنی بر LoRa) یکی از نمونه‌های مهم است. برخلاف فناوری‌های کوتاه‌برد مثل Wi-Fi/بلوتوث که برد محدود دارند یا شبکه‌های سلوولار که معمولاً هزینه/صرف انرژی بالاتری تحمیل می‌کنند، LoRaWAN برای سناریوهای پیام‌های کوتاه، نرخ داده پایین و انرژی کم مناسب‌سازی شده است. همین موضوع باعث می‌شود در کاربردهایی که دسترسی فیزیکی به حسگر برای تعویض باتری سخت و پرهزینه است (مثلًا سنسورهای جنگل، سد، رودخانه، یا پایش‌های محیطی)، جذابیت عملیاتی بالایی داشته باشد. مقاله ML-Assisted TPC نیز دقیقاً روی چنین کاربردهایی و ضرورت «پایداری و انرژی کارایی» تاکید می‌کند و نمونه‌هایی مانند پایش آتش‌سوزی جنگل، سطح سد، کیفیت رودخانه و... را در انگیزش مسئله ذکر می‌کند. اما «**کم‌صرف بودن**» به تنهایی مسئله را حل نمی‌کند: در بسیاری از کاربردهای IoT انبوه، دستگاه‌های پایانی (End Devices/End Nodes) باتری محورند و باید سال‌ها بدون سرویس دهی مجدد کار کنند. بنابراین مصرف انرژی عملاً به یکی از مهم‌ترین معیارها تبدیل می‌شود؛ در عین حال شبکه باید تحويل موفق بسته‌ها را نیز حفظ کند (قابلیت اطمینان). در LoRaWAN، علاوه بر افت کیفیت کanal و پدیده‌های تضعیف/نویز، افزایش تعداد گره‌ها احتمال برخورد (Collision) و ارسال مجدد را تشدید می‌کند و انرژی را مستقیماً هدر می‌دهد.

مسئله محوری: چگونه می‌توان پارامترهای انتقال را طوری تنظیم کرد که همزمان نرخ تحویل بسته (PDR/PRR) بالا بماند و مصرف انرژی حداقل شود؛ بدون آنکه سربار محاسباتی یا تغییرات پروتکلی سنگینی به دستگاه‌های محدود تحمیل شود؟

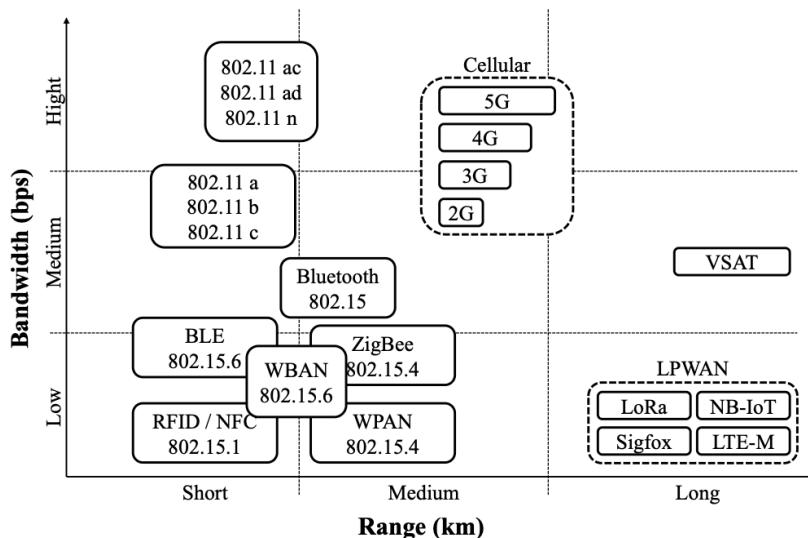


Figure 1. Range of wireless protocols, according to [10] and our own knowledge and experience.

این تصویر نشان می‌دهد: چرا LoRaWAN از منظر برد و مصرف انرژی برای پیام‌های کوتاه مناسب است و چرا Wi-Fi/Wi-Fi/سلولار/... در این نقطه بهینه نیستند.

(2) پیش‌زمینه فنی: معماری LoRaWAN و محل تصمیم‌گیری سازوکارهای تطبیقی

(2-1) معماری شبکه (Star-of-Stars)

LoRaWAN معمولاً با توپولوژی star-of-stars مدل می‌شود: دستگاه‌های پایانی (ED/EN) پیام‌های uplink را پخش می‌کنند، یک یا چند GW (Gateway) آنها را دریافت کرده و به NS (Network Server) تحویل می‌دهند؛ سپس NS پیام را به سرور/کاربرد اپلیکیشن مسیریابی می‌کند. مقاله LP-MAB این معماری را صریحاً توضیح می‌دهد و نشان می‌دهد که uplink بوده و GW به broadcast خاصی «اختصاص»

داده نمی‌شود؛ چند GW ممکن است یک پیام را دریافت کنند و سپس به NS ارسال شود.

این معماری اهمیت دارد، چون نقطه تصمیم‌گیری بسیاری از مکانیزم‌های تطبیقی (از جمله ADR استاندارد، LP-MAB و همچنین برخی رویکردهای غیرمت مرکز مانند TPC) را روی EN دقیقاً در تعامل NS↔ED معنا پیدا می‌کند.

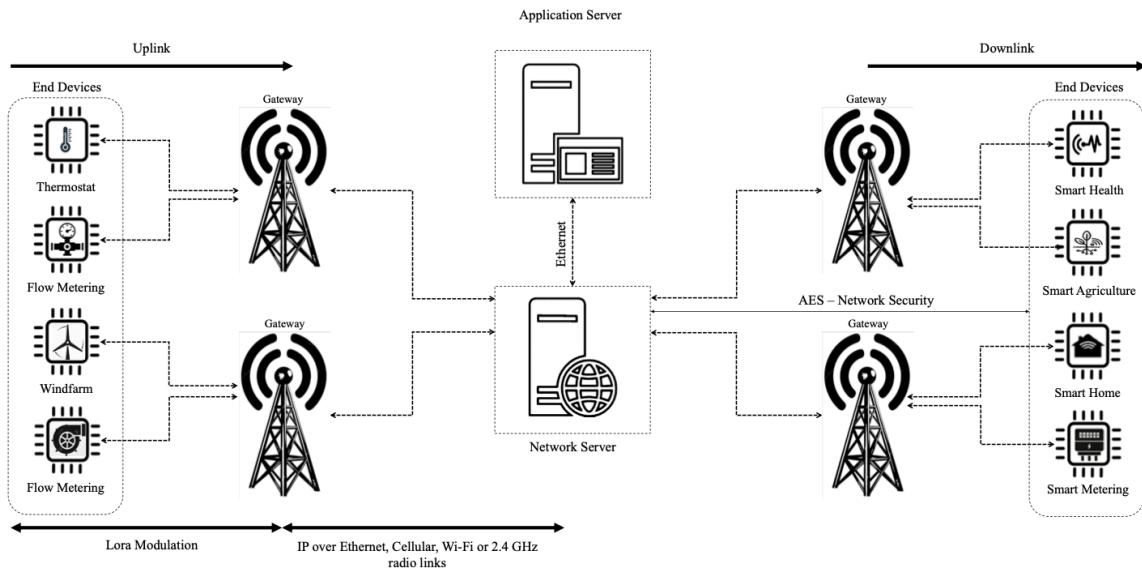


Figure 2. LoRaWAN network architecture.

این شکل نشان می‌دهد: دستگاه‌های پایانی (ED) پیام broadcast uplink را به صورت uplink می‌کنند، چند Gateway می‌توانند همان پیام را دریافت کنند و سپس پیام به NS (Network Server) می‌رسد. نتیجه مهم این است که بسیاری از روش‌های تطبیقی (بهویژه روش‌های متکی به فرمان/ACK) عملأ تحت محدودیت ظرفیت downlink و سیاست‌های duty-cycle قرار می‌گیرند، و این محدودیت باید در تحلیل انرژی و مقیاس‌پذیری دیده شود.

(3) پارامترهای کلیدی لایه فیزیکی LoRa و اثرات غالب (Trade-off) های حاکم

در LoRa، کیفیت لینک ارتباطی و انرژی به شدت تحت تاثیر انتخاب پارامترهای انتقال است. مقاله LP-MAB اصلی قابل پیکربندی را معرفی می‌کند و دامنه‌های رایج را نیز مشخص می‌کند: SF در بازه 7 تا 12، TP در بازه 2 تا 14 dBm، همچنین CF و CR. ترکیب این مقادیر یک فضای حالت بزرگ ایجاد می‌کند؛ هر انتخاب می‌تواند هم بر قابلیت دریافت و هم بر انرژی و اشغال کanal اثر بگذارد.

جدول 1 - اثر غالب افزایش پارامترها و پیامدهای شبکه‌ای/عملیاتی

پیامدهای شبکه‌ای/عملیاتی (Trade-off)	اثر غالب افزایش پارامتر	پارامتر
TOA افزایش می‌یابد (اغلب به صورت شدید/نمایی) \Rightarrow نرخ داده کاهش می‌یابد \Rightarrow اشغال کanal بیشتر می‌شود و احتمال برخورد (Collision) افزایش می‌یابد.	حساسیت گیرنده و برد افزایش می‌یابد.	(SF (Spreading Factor فاکتور پخش
انرژی مصرفی افزایش می‌یابد \Rightarrow در شبکه‌های متراکم می‌تواند تداخل (Interference) را تشدید کند و روی سایر گره‌ها اثر منفی بگذارد.	احتمال موفقیت دریافت و پایداری لینک افزایش می‌یابد.	(TP (Transmission Power توان ارسال
سریار افزوده می‌شود \Rightarrow طول پیام فیزیکی و TOA افزایش می‌یابد \Rightarrow احتمال برخورد و انرژی مصرفی بالا می‌رود.	مقاومت در برابر خطای نویز بهتر می‌شود.	(CR (Coding Rate نسبت بیت‌های داده به بیت‌های کل مثل (۴/۵ و ۴/۸
حساسیت گیرنده کاهش می‌یابد \Rightarrow برد/Robustness معمولاً بدتر می‌شود؛ در محیط نویزی/تداخل دار احتمال افت لینک بیشتر است؛ ممکن است برای حفظ لینک مجبور شوید SF/TP را افزایش دهید (جبران اثر W \uparrow):	BW بیشتر می‌تواند TOA را کاهش دهد و نرخ داده را بالا ببرد (برای SF ثابت)	BW (Bandwidth) عرض کanal

محدودیت‌های مقرراتی/پلن فرکانسی و پشتیبانی گیتوی/شبکه می‌تواند استفاده از BW‌های بزرگ‌تر را محدود کند.		
به پلن فرکانسی منطقه و پشتیبانی شبکه/گیتوی وابسته است و همیشه در اختیار گره نیست؛ پیچیدگی پیکربندی و مدیریت شبکه بیشتر می‌شود؛ اگر درست مدیریت نشود می‌تواند منجر به عدم تعادل بار کانال‌ها یا تداخل بین کانالی در برخی سناریوها شود.	توزیع ترافیک روی کانال‌های بیشتر ⇒ کاهش Collision و افزایش ظرفیت/پایداری شبکه در شبکه‌های متراکم	تنوع (CF / Channel diversity) کانال/تعداد کانال‌های قابل استفاده
سازوکارهای تطبیقی برای توزیع بار روی SF‌ها/کانال‌ها و کاهش ToA اهمیت بیشتری پیدا می‌کنند.	با افزایش تعداد گره‌ها، بار کانال و نرخ برخورد افزایش می‌یابد.	تراکم گره‌ها

3-1) معیارهای ارزیابی (PDR/EC و مشتقات)

• PDR/PRR: نسبت بسته‌های دریافت شده توسط سرور شبکه به کل بسته‌های ارسال شده.

• EC (Energy Consumption): انرژی مصرف شده؛ در LP-MAB علاوه بر PDR، نمودارهایی با انرژی (و گاهی انرژی نرمال شده نسبت به تحويل مانند Energy Consumption per PDR گزارش می‌شود).

• EPP (Energy Per Packet): انرژی به ازای هر بسته موفق؛ در مقاله Intelligent Resource Allocation برای تحلیل شبکه‌های پرترکم معیار کلیدی است.

• Goodput: نرخ داده مفید در سطح اپلیکیشن که تابعی از PDR و بار ترافیک است (در Intelligent Resource Allocation مقاله گزارش می‌شود).

برای حفظ شهود، می‌توان این موازنی را شبیه «صحبت کردن در یک اتاق شلوغ» دید: اگر بخواهید پیامتان حتماً شنیده شود (PDR بالا)، باید بلند (TP بالا) و شمرده (SF بالا) صحبت کنید؛ این کار انرژی/زمان بیشتری مصرف می‌کند. بر عکس، صحبت آرام‌تر و سریع‌تر انرژی کمتری مصرف می‌کند اما احتمال از دست رفتن پیام بالا می‌رود.

استاندارد و چرایی نیاز به رویکردهای هوشمندتر ADR (4)

ADR چیست و چگونه عمل می‌کند؟

مکانیزمی برای تنظیم پارامترهای انتقال با هدف بهبود هم‌زمان قابلیت تحویل بسته و انرژی است. ADR معمولاً در NS اجرا می‌شود و از طریق MAC Command‌ها به ED/EN دستور تغییر پارامترها را می‌دهد.

در ادبیات مقاله‌ها، کیفیت لینک در ADR با شاخص‌هایی از خانواده SNR/SINR روی پنجره‌ای از بسته‌های اخیر سنجیده می‌شود (ممکن‌باشد 20 بسته). سپس با افزودن حاشیه لینک (Link Margin) تنظیمات SF/TP انجام می‌گیرد. این طراحی ساده و استاندارد است، اما در محیط‌های پویا و پرتراکم چالش‌زا می‌شود.

(4-2) مکانیزم‌های مرجع مورد مقایسه (Baseline)

- No-ADR: پیکربندی ثابت و بدون سازوکار تطبیقی (خط مبدأ).
- ADR-MAX: تصمیم‌گیری مبتنی بر بیشینه کیفیت لینک در پنجره 20 بسته اخیر (در LP-MAB با max SINR معرفی شده است).
- ADR-AVG: تصمیم‌گیری مبتنی بر میانگین کیفیت لینک در پنجره 20 بسته اخیر برای کاهش خوش‌بینی.
- ADR-Lite: طرح کم‌پیچیدگی که تصمیم را با اتکا به بسته آخر اتخاذ می‌کند (سریع‌تر بالقوه کم‌دققت‌تر).

(4-3) محدودیت‌های ADR سنتی

- همگرایی/انطباق کند در شرایط ارسال‌های کم‌تعداد: پنجره 20 نمونه دیر تکمیل می‌شود و داده‌های گذشته ممکن است نماینده وضعیت فعلی کانال نباشند.
- خوبی ناشی از اتكا به بیشینه پنجره ($\text{SNR}_{\text{max}}/\text{SINR}_{\text{max}}$): در برابر بهبودهای گذرا آسیب‌بزیر است و تغییرات بایدار را خوب بازتاب نمی‌دهد.
- حاشیه اطمینان بزرگ و اتلاف انرژی Overestimation (از مسیر LM): افزایش LM منجر به افزایش TP/SF و در نتیجه افزایش ToA و EC می‌شود.

(5) روش اول (مقاله 1): LP-MAB - پیکربندی تطبیقی متمرکز با NS Multi-Armed Bandit

(5-1) ایده و مدل

الگوریتم LP-MAB (Low-Power Multi-Armed Bandit) یک راهکار متمرکز است که روی Network Server اجرا می‌شود و مسئله تخصیص پارامترهای انتقال را به یک مسئله Multi-Armed Bandit (MAB) نگاشت می‌کند. مقاله به صورت صریح می‌گوید LP-MAB یک ADR مبتنی بر RL است که با ترکیب دو روش Successive EXP3 و LoRa (Elimination SE) طراحی شده تا هم ویژگی‌های محیط خصمانه/غیرایستا را پوشش دهد و هم زمان اکتشاف را کوتاه کند.

قیاس «ماشین اسلات» برای شهود:

- قمارباز: سرور شبکه (NS)
- ماشین‌های اسلات: ترکیبات مختلف پارامترهای انتقال (SF, TP) و در توسعه‌ها (CR و CF)

- جایزه/پاداش: موفقیت تحویل (با تکیه بر سیگنال ACK/بازخورد) با ترجیح انرژی کمتر

2-5) انگیزه متمرکز بودن

مزیت کلیدی این است که یادگیری و محاسبات سنگین روی NS انجام می‌شود، بنابراین ED‌ها بار محاسباتی اضافی تحمل نمی‌کنند و انرژی ارزشمند خود را حفظ می‌کنند.

3-5) نوآوری الگوریتمی: ترکیب SE و EXP3

EXP3 برای محیط‌های خصمانه مناسب است اما اکتشاف طولانی دارد؛ SE اکتشاف را کوتاه می‌کند اما برای خصمانه بودن به تنها یکی کافی نیست. LP-MAB با طراحی دو مرحله‌ای از مزیت‌های هر دو استفاده می‌کند: ابتدا با SE فضای عمل را سریع‌تر پالایش می‌کند و سپس با EXP3 بهره‌برداری مقاوم‌تری ارائه می‌دهد.

Algorithm 1: Initialization of LP-MAB.

1 Set $t = 0$.
 2 **Initialization:**
 3 Set $u \in \mathcal{U}$ to be the u th ED.
 4 Set $|\mathcal{U}|$ to be the total number of EDs, so that $\mathcal{U} = \{ED_1, ED_2, \dots, ED_U\}$.
 5 Set $|\mathcal{A}|$ to be the total number of actions, so that

$$\mathcal{A} = \{a_0^u, a_1^u, \dots, a_{|\mathcal{A}|-2}^u, a_{|\mathcal{A}|-1}^u\}.$$

 6 Set k to be the index of an action a_k^u , such that $a_k^u = \{SF_k, TP_k, CF_k, CR_k\}$ is the k th chosen action for the u th ED.
 7 Check and set T and T_{rem} to be the total time and the remaining time of the simulation, respectively.
 8 **if** $T_{rem} \leq 0$ **then**
 | end the simulation.
 9 **end**
 11 Set #GW to be the number of GWs.
 12 Set $L^{\text{EXP}} = \lceil \frac{|\mathcal{U}|}{\#GW \times 100} \rceil$, so that $T_{L^{\text{EXP}}}$ is the time required for the exploration phase.
 13 Set $L^{\text{EE}} = \lceil \frac{T_{L^{\text{EXP}}}}{T_{rem}} \rceil \times |\mathcal{A}|$, so that $T_{L^{\text{EE}}}$ is the time required for the exploitation phase. L^{EE} should initially be considerably larger than L^{EXP} .
 14 Set $N_{a_k^u} = 0, P_{a_k^u}(t = 0) = \text{nan}, W_{a_k^u}(t = 0) = 1, \forall a_k^u \in \mathcal{A}$.
 (nan standing for “not a number”.)
 15 Set learning rate $\gamma = \min \left\{ 1, \sqrt{\frac{|\mathcal{A}| \log(|\mathcal{A}|)}{(e-1)T}} \right\}, e = 2.71$.
 16 $R_{a_k^u}(t) = \begin{cases} 1.0, & \text{if ACK is received, } TP_k = 02, \\ 0.8, & \text{if ACK is received, } TP_k = 05, \\ 0.6, & \text{if ACK is received, } TP_k = 08, \\ 0.4, & \text{if ACK is received, } TP_k = 11, \\ 0.2, & \text{if ACK is received, } TP_k = 14, \\ 0.0, & \text{if ACK is not received.} \end{cases}$

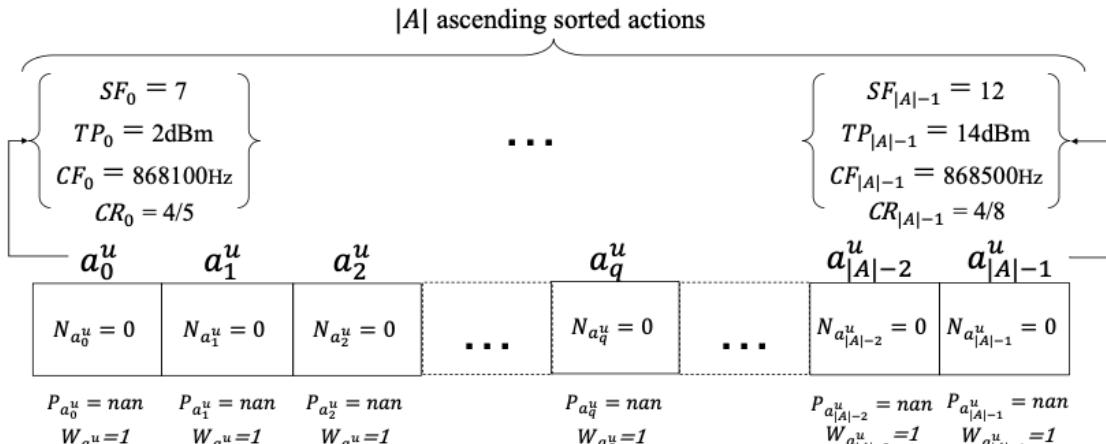


Figure 4. The initialization of LP-MAB for the u th ED.

Algorithm 2: Exploration Phase of LP-MAB.

Output: $P_{a_k^u}(t+1), W_{a_k^u}(t+1)$

- 1 Run the **Initialization** process of Algorithm 1.
- 2 Set $k = 0$.
- 3 **while** $\forall_{a_k^u \in \mathcal{A}}, N_{a_k^u} \leq L^{\text{EXP}}$ **do**
- 4 **if** $k = |\mathcal{A}|$ **then**
- 5 set $k = 0$.
- 6 **end**
- 7 Select and transmit, performing action a_k^u , then set $N_{a_k^u} = N_{a_k^u} + 1$.
- 8 Wait for the reception or non-reception of the ED's ACK.
- 9 Update reward $R_{a_k^u}(t)$ using line 16 of Algorithm 1.
- 10 Set $P_{a_k^u}(t+1) = (1 - \gamma) \left(\frac{W_{a_k^u}(t)}{\sum_{a_k^u \in \mathcal{A}} W_{a_k^u}(t)} \right) + \frac{\gamma}{|\mathcal{A}|}$.
- 11 Set $P_{a_k^u}(t+1) = \frac{P_{a_k^u}(t+1)}{\sum_{a_k^u \in \mathcal{K}} P_{a_k^u}(t)}$.
- 12 Set $W_{a_k^u}(t+1) = W_{a_k^u}(t) \times \exp \left(\frac{\gamma R_{a_k^u}(t)}{|\mathcal{A}| \times P_{a_k^u}(t+1)} \right)$.
- 13 Set $k = k + 1$.
- 14 **end**

این شکل نشان می‌دهد: چرخه تصمیم‌گیری الگوریتم چگونه بین پالایش فضای عمل (حذف گزینه‌های ضعیفتر در اکتشاف) و سپس انتخاب‌های احتمالاتی مقاوم در برابر تداخل (بهره‌برداری) جابه‌جا می‌شود. همچنین مشخص می‌کند چه زمانی یک انتخاب "کارزش" می‌شود و احتمال انتخابش کاهش می‌یابد.

5-4) فرآیند دو مرحله‌ای: اکتشاف و بهره‌برداری

- مرحله اکتشاف: آزمودن سیستماتیک تنظیمات مختلف و حذف گزینه‌های نامناسب با هزینه اکتشاف کوتاه‌تر (به کمک SE).
- مرحله بهره‌برداری: استفاده بیشتر از تنظیمات با احتمال موفقیت بالاتر و هزینه انرژی کمتر؛ کاهش/حذف موقت گزینه‌هایی که افت معنی‌دار نشان می‌دهند.

5-5) سیستم پاداش انرژی محور و نقش ACK

LP-MAB نه تنها به موفقیت ارسال (دریافت ACK) پاداش می‌دهد، بلکه **میزان انرژی مصرف شده را نیز در پاداش وارد می‌کند**. تا موفقیت با توان کمتر ارزشمندتر باشد.

جدول 2 - نمونه پاداش وابسته به TP (برای توضیح ایده انرژی محور)

پاداش	توان انتقال (TP)	رویداد
1.0	dBm 2	بسته با موفقیت دریافت شد
0.8	dBm 5	بسته با موفقیت دریافت شد
0.6	dBm 8	بسته با موفقیت دریافت شد
0.4	dBm 11	بسته با موفقیت دریافت شد
0.2	dBm 14	بسته با موفقیت دریافت شد
0.0	هر توانی	بسته دریافت نشد

این جدول برای نشان دادن این نکته آورده شده که «در LP-MAB فقط موفقیتِ دریافت مهم نیست، بلکه موفقیت با انرژی کمتر ارزشمندتر است». این دقیقاً همان مکانیزمی است که الگوریتم را به سمت افزایش عمر باتری سوق می‌دهد.

6-5) محیط ارزیابی و سناریوها

در گزارش‌های فنی و متن مقاله، ارزیابی LP-MAB عمدتاً بر شبیه‌سازی رویدادگسسته (مانند FLoRa/OMNeT++) متكی است. سناریوها شامل محیط‌های شهری و حومه‌ای با تعداد گره‌های متغیر (مثلًا 700 تا 125kHz) (مانند BW=125kHz) و طول پیام کوتاه است. تحلیل نتایج با معیارهایی مانند PDR و مصرف انرژی (و ترکیب‌های نرم‌افزاری شده) انجام می‌شود.

7-5) نتایج کلیدی و تفسیر

نتایج گزارش شده نشان می‌دهد LP-MAB در بسیاری از سناریوها نسبت به ADR های PDR (ADR-MAX/ADR-AVG/ADR-Lite) انرژی کمتری مصرف می‌کند و همزمان قابل قبولی حفظ می‌کند. همچنین با افزایش تراکم گره‌ها، افت PDR احتساب ناذیر است اما شب افت در LP-MAB ملایم‌تر گزارش شده و به عنوان نشانه مقیاس‌پذیری بهتر مطرح می‌شود.

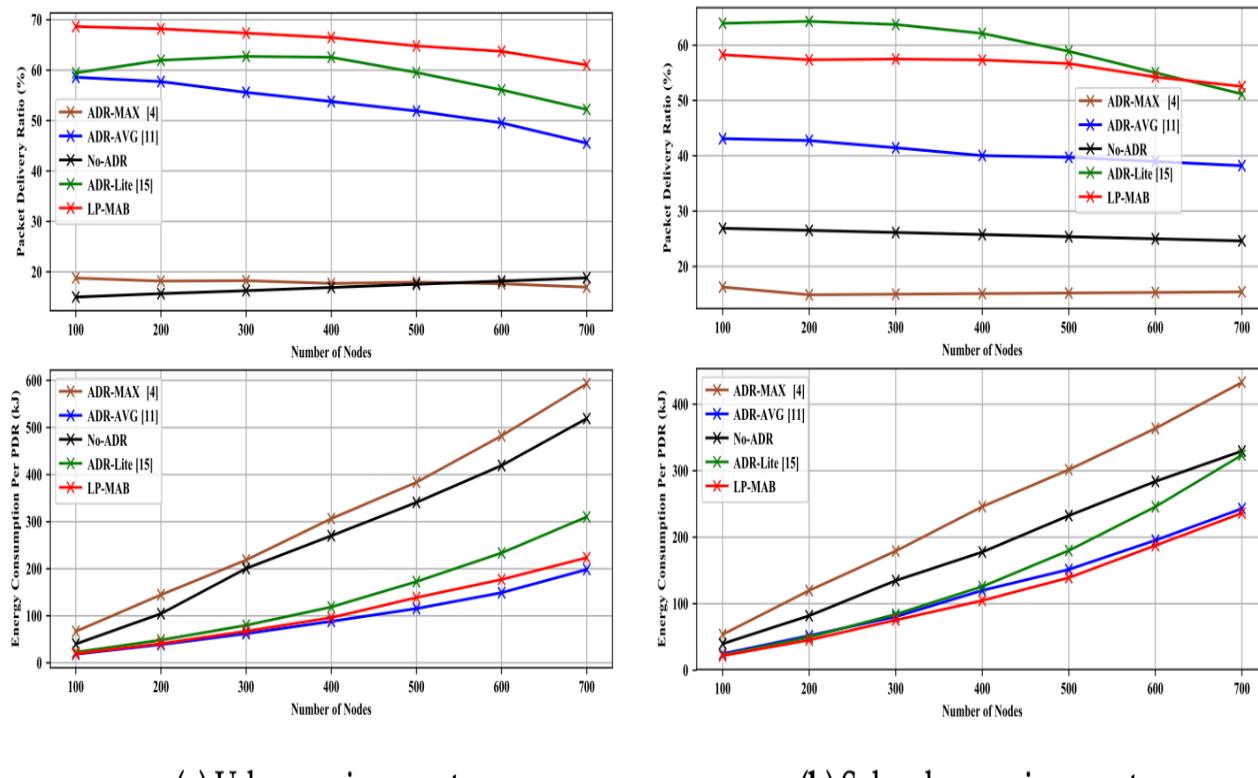
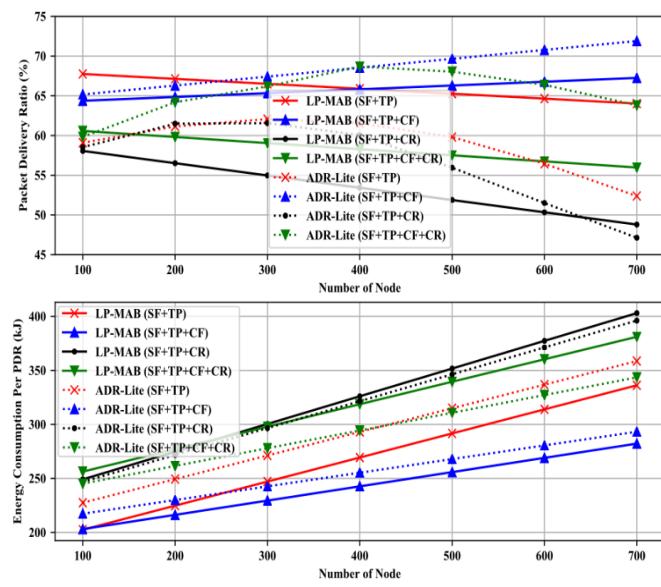
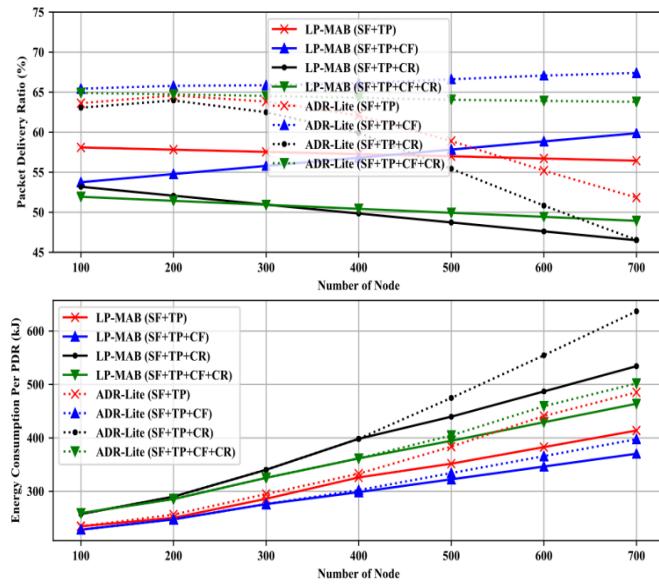


Figure 8. PDR & EC versus different numbers of static EDs in Scenario 1.



(a) Urban environment



(b) Sub-urban environment

Figure 15. PDR & EC versus different values for number of total actions in Scenario 8.

این شکل نشان می‌دهد: افزودن CF معمولاً با توزیع ترافیک روی کانال‌ها می‌تواند برخورد را کاهش دهد و عملکرد را بهتر کند. اما افزودن CR های بالاتر با افزایش سربار و طولانی شدن زمان روی (ToA)، احتمال برخورد را بالا می‌برد و ممکن است انرژی و افت تحویل را بدتر کند.

5-8 نقاط قوت و محدودیت‌ها

- قوتهای: دید شبکه‌ای (Global View)، تصمیم‌گیری مرکزی بدون سربار محاسباتی روی .SE+EXP3، بهینه‌سازی چندپارامتری، و کاهش هزینه اکتشاف با ED
- محدودیت‌ها: وابستگی به بازخورد (ACK) و تاثیر محدودیت downlink یا نرخ ارسال پایین بر سرعت یادگیری؛ نتایج عمدتاً شبیه‌سازی و نیازمند کالیبراسیون/آزمون میدانی برای تعمیم.

6) روش دوم (مقاله 2) : - پیش‌بینی SNR و کنترل EN توان/پارامترها روی

6-1 مسئله از دید مقاله

این مقاله نشان می‌دهد ADR رایج، به دلیل اتکا به SNRmax در پنجره گذشته (معمولاً 20 نمونه)، در کانال‌های با نوسان شدید و ارسال‌های با فاصله زمانی زیاد می‌تواند تصمیم‌های ناکارآمد بگیرد؛ در نتیجه برای حفظ Link Margin، PDR بزرگ‌تر انتخاب می‌شود و انرژی هدر می‌رود.

مقاله مفهوم Margin Excess (Me) را برای توضیح منطق کنترل معرفی می‌کند:

- اگر $0 > Me$ باشد یعنی منابع (توان/پارامترها) بیش از نیاز هزینه شده و انرژی تلف می‌شود.

- اگر $0 < Me$ باشد یعنی پارامترها کافی نیستند و لینک ممکن است شکست بخورد.

در ADR رایج، محاسبه Me به شاخص‌های نظیر SNRmax، SNRlimit (وابسته به SF) و LM (Link Margin) گره می‌خورد؛ و همین LM اگر محافظه‌کارانه انتخاب شود، انرژی را بالا می‌برد.

2-6) ایده اصلی: پیش‌بینی SNR فعلی به جای تکیه بر گذشته

هسته راهکار این است که SNR فعلی را با کمک ویژگی‌های محیطی و مدل‌های ML پیش‌بینی کند و سپس با منطق TPC، پارامترها را تنظیم کند. مزیت عملیاتی: اجرای الگوریتم روی EN و کاهش نیاز به downlink (فرمان‌های NS) و افزایش سرعت واکنش.

3-6) داده میدانی، تست بد و انتخاب ویژگی

نقطه تمایز این پژوهش اتکا به داده میدانی گستردگی است: کمپین اندازه‌گیری چندماهه در Medellín (کلمبیا) با EN‌هایی در فاصله 2 تا 8 کیلومتر از GW. سپس با تحلیل‌های آماری نشان می‌دهد فاصله، فشار بارومتریک و PM2.5 اثر معناداری بر SNR دارند و دما/رطوبت اثر کمتری داشته‌اند (در داده‌های مطالعه شده).

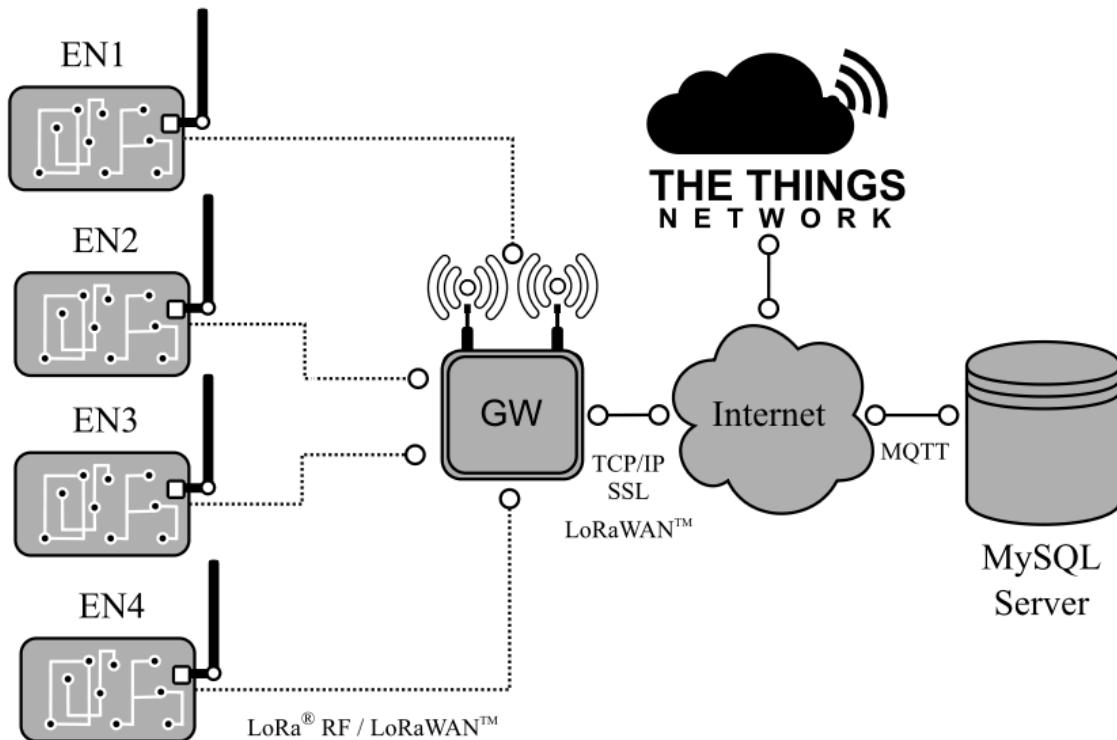


FIGURE 1. System architecture used for the measurement campaigns. We used four ENs, one GW, one NS (The Things Network), and one database server (MySQL).

این شکل نشان می‌دهد: اجزای سامانه (EN‌ها، پایگاه داده) و مسیر ثبت داده‌ها چگونه است؛ و اینکه SNR و متغیرهای محیطی چگونه همزمان جمع‌آوری و ذخیره شده‌اند تا مدل یادگیری ماشین بر اساس واقعیت میدانی آموزش ببیند.

(6-4) مدل‌سازی SNR و انتخاب مدل

در مقاله «...Machine-Learning-Assisted Transmission Power Control»، مسئله پیش‌بینی SNR به صورت یک مسئله رگرسیون صورت‌بندی می‌شود تا به جای اتكا به

تاریخچه SNR (مانند ADR)، بتوان «SNR فعلی» را از روی متغیرهای قابل اندازه‌گیری تخمین زد و سپس تصمیم کنترل توان/پارامترها را دقیق‌تر و کم‌صرف‌تر انجام داد.

فرآیند آماده‌سازی داده و آموزش مدل‌ها در مقاله به صورت مهندسی شده و قابل اتکا گزارش می‌شود: داده‌های میدانی ابتدا از نظر نقاط برتر بالایش می‌شوند (با استفاده از معیارهایی مانند فاصله ماهالانوبیس)، سپس داده‌ها به صورت منظم نمونه‌برداری/بازنمونه‌گیری می‌شوند تا پایگاه داده برای آموزش بایدارتر شود. پس از آن، داده‌ها به مجموعه آموزش و آزمون تقسیم شده و برای کاهش ریسک بیش‌برازش، اعتبارسنجی متقاطع پنج-بخشی (five-fold cross-validation) انجام می‌شود. در کنار این، برای هر مدل، جستجوی شبکه‌ای/شبکه تصادفی (grid/random search) (جهت انتخاب های پرپارامترها با هدف کمینه کردن RMSE) و کنترل انحراف معیار (RMSE) به کار می‌رود. این چارچوب آموزشی از این جهت مهم است که نشان می‌دهد نتیجه‌گیری مقاله صرفاً یک مقایسه سطحی نیست، بلکه انتخاب مدل مبتنی بر پروتکل ارزیابی استاندارد و قابل دفاع است.

از نظر «خانواده مدل‌ها»، مقاله دو دسته کلی را مقایسه می‌کند:

1. مدل‌های پارامتریک/رگرسیونی: Multiple Linear Regression، Lasso، Ridge، GAM

2. مدل‌های غیرپارامتریک/یادگیری ماشین: ANN، SVR و Random Forest

برای سنجش عملکرد، مقاله به صورت صریح از دو معیار استفاده می‌کند:

- RMSE (ریشه میانگین مربعات خطای سنجش دقیق پیش‌بینی عددی SNR)
- R^2 برای سنجش میزان واریانس توضیح‌داده شده توسط مدل.

نتایج نشان می‌دهد مدل‌های غیرپارامتریک، به طور کلی دقیق‌تر ارائه می‌دهند و در میان آن‌ها، Random Forest عملکرد بسیار رقابتی دارد: در گزارش مقاله، کمترین آزمون برای RF با عمق درخت 6 به دست آمده است (RMSE ≈ 1.9621 dB) و

مقدار R^2 نیز در سطح بالا گزارش می‌شود (حدود 0.91). SVR نیز بسیار نزدیک به گزارش شده RMSE آزمون حدود 1.97 dB (هندوزنین برای ANN، نویسنده‌گان اشاره می‌کنند که چند معماری عملکرد مشابه داشتند و در نهایت یک پیکربندی سبکتر را برای سازگاری بهتر با محدودیت‌های عملیاتی انتخاب کرده‌اند (هرچند عملکرد آن از RF/SVR ضعیفتر گزارش شده است). جمع‌بندی فنی این بخش این است که اختلاف عملکرد مدل‌ها در حد چند دهم dB در RMSE ممکن است در ظاهر کوچک باشد، اما وقتی خروجی مدل به تصمیم‌های کنترلی TP/SF و در نهایت به انرژی و برخوردها منتهی می‌شود، همین بهبود می‌تواند به صرفه‌جویی معنی‌دار در انرژی و بهبود قابلیت تحويل پسته‌ها بیانجامد.

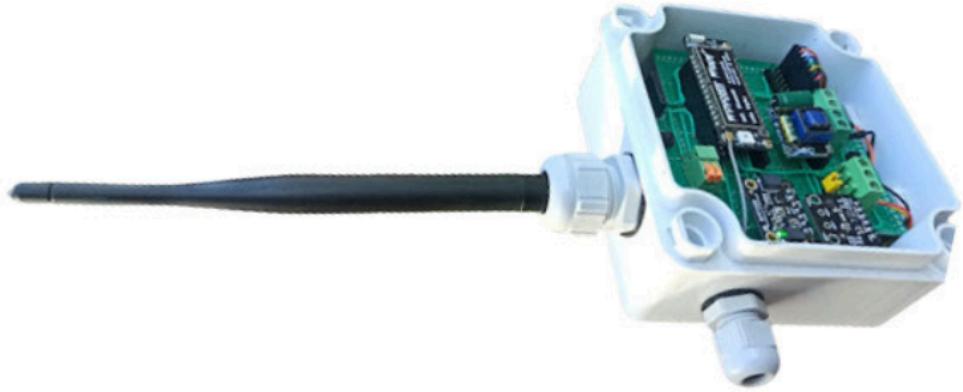


FIGURE 2. LoRaWAN testbed.

TABLE 3. Analysis of measurement data.

Name	Unit	Min	Median	Mean	Max
SNR	dB	-18.5	-1.5	-3.06	12.8
Distance	m	2140	6100	5107	8260
Temperature	°C	13.9	21.1	21.91	35.1
Rel. humidity	%	10	84.5	77.87	99.8
Bar. pressure	hPa	822.8	845.1	840.5	854.8
PM2.5	µg/m³	0	6	10	93

این شکل نشان می‌دهد:

- معماری واقعی سامانه اندازه‌گیری (End Nodes, Gateway, Network) Server/TTN هم‌زمان با داده‌های محیطی چگونه جمع‌آوری و ذخیره شده است؛

- چیدمان/تجهیزات تست بد و سناریوی فاصله‌ای گره‌ها از Gateway (در مقیاس چند کیلومتر؛ در مقاله صراحتاً بازه‌ای در حد چند کیلومتر برای فاصله گره‌ها گزارش می‌شود)؛
- پیام کلیدی شکل این است که «داده‌ها دارای تغییرات واقعی فاصله و شرایط محیطی» هستند؛ پس مدل باید بتواند اثر هم‌زمان این تغییرات را روی SNR یاد بگیرد. این دقیقاً همان نقطه‌ای است که مقاله برای توجیه نیاز به مدل‌های ML (به خصوص مدل‌های غیرپارامتریک/غیرخطی) از آن استفاده می‌کند؛ زیرا روابط SNR با محیط و فاصله در داده واقعی ساده و خطی نیست و با قواعد ثابت ADR به خوبی پوشش داده نمی‌شود.

6-5 منطق TPC و فلوچارت تصمیم‌گیری

الگوریتم بر اساس SNR پیش‌بینی شده، Me (Margin Excess) را محاسبه می‌کند. اگر $Me > 0$ باشد، ابتدا کاهشی SF (برای کاهش ToA) و سپس کاهشی TP برای ذخیره انرژی انجام می‌شود؛ اگر $Me < 0$ باشد، افزایشی SF و سپس تنظیم TP برای حفظ قابلیت اطمینان انجام می‌گیرد.

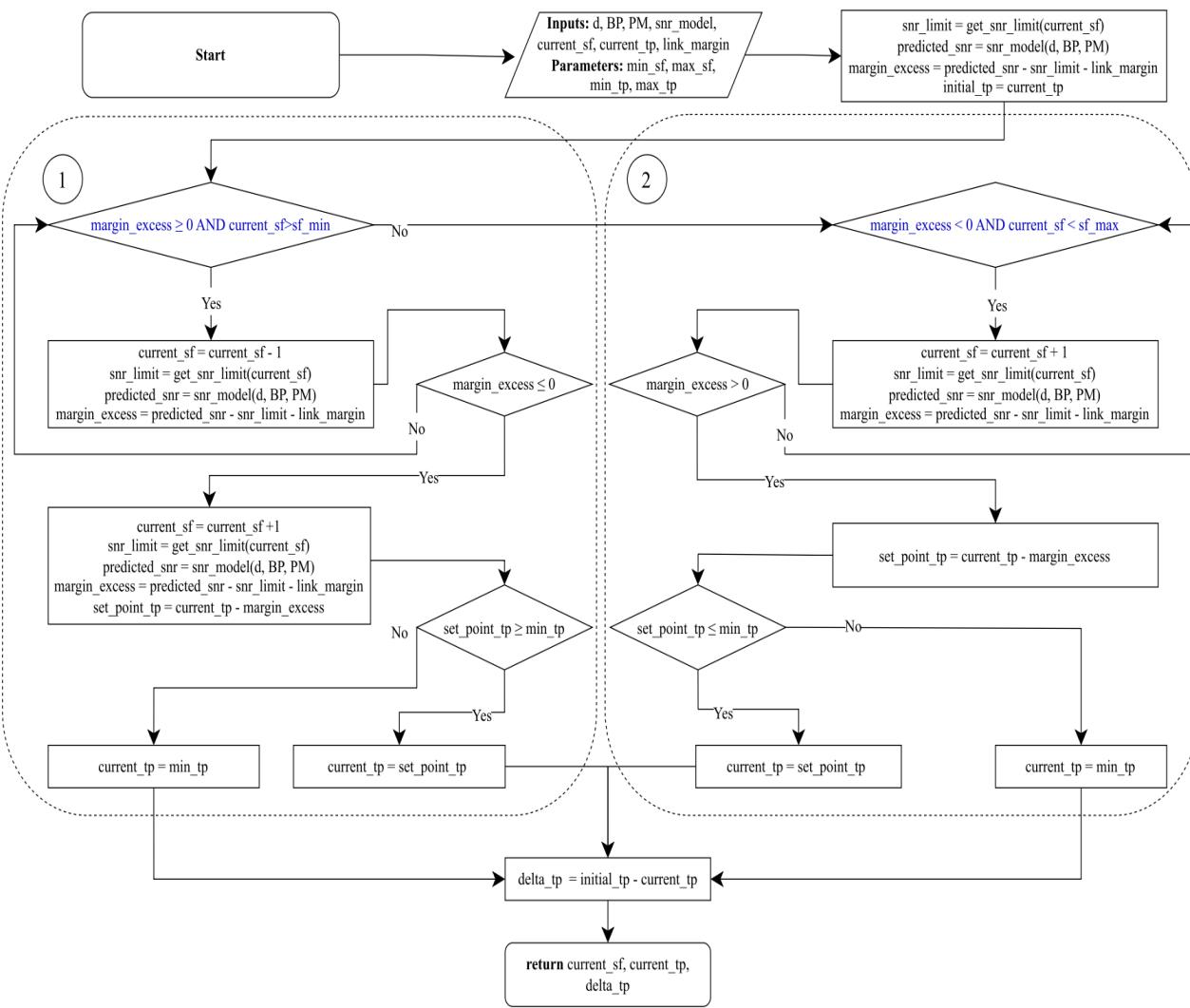


FIGURE 5. Proposed Transmission Power Control using the developed ML-based SNR models.

این شکل نشان می‌دهد: ابتدا SNR پیش‌بینی می‌شود، سپس Excess Margin محاسبه می‌گردد و بر اساس علامت آن، تنظیمات SF و TP به ترتیب مشخص تغییر می‌کند (اولویت کاهش/افزایش SF برای کنترل ToA و سپس تنظیم TP). پیام شکل: تصمیم‌گیری قاعده‌مند است، اما ورودی اصلی آن "پیش‌بینی وضعیت فعلی" است نه "SNR های گذشته".

(6-6) نتایج عددی کلیدی

طبق چکیده/نتیجه‌گیری مقاله، کاهش مصرف انرژی در حدود 47.1 درصد با حفظ PDR حدود 99 درصد گزارش شده است. در شبکه‌های متراکم نیز کاهش نرخ برخورد تا حدود

9.5 درصد ذکر شده است. در بخش نتایج، برای برخی مدل‌ها (مانند RF) بهبود انرژی نزدیک به 47.5 درصد گزارش می‌شود.

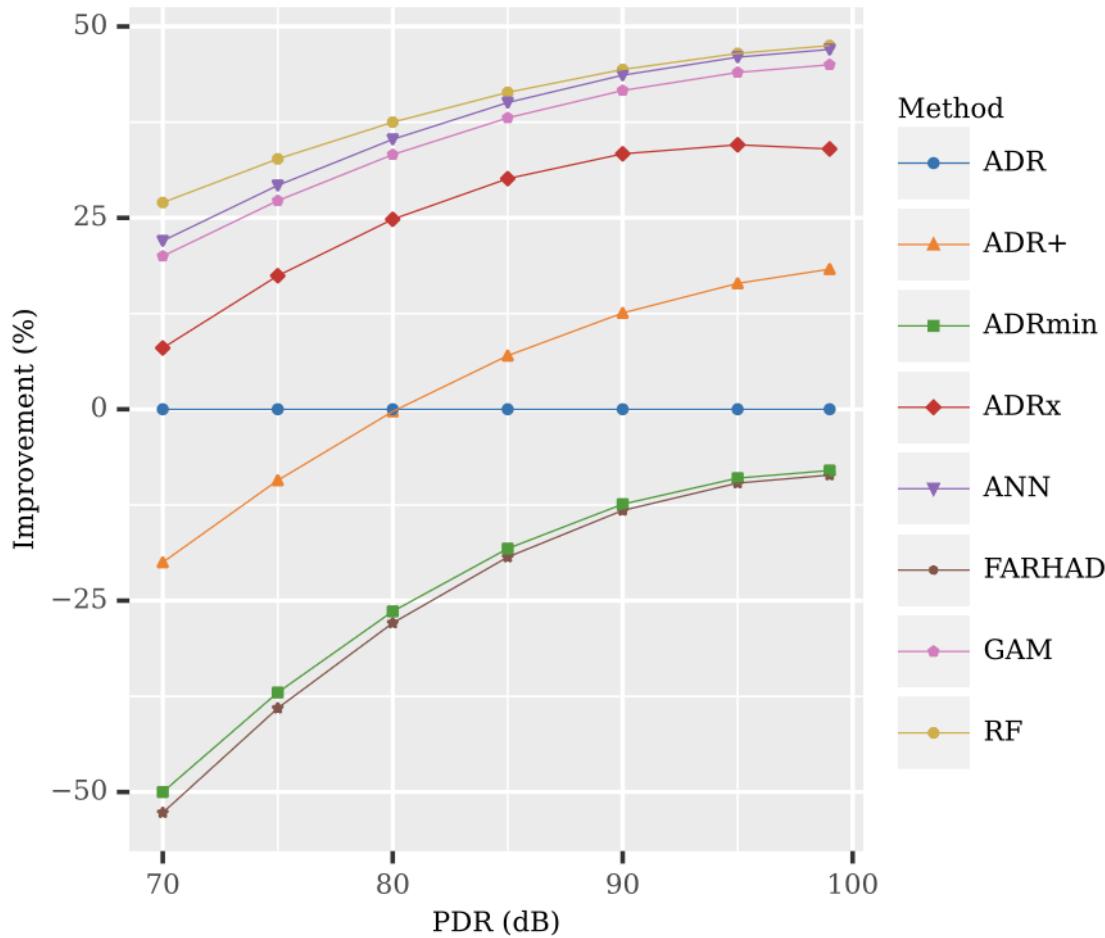


FIGURE 8. Energy improvement versus PDR for different TPC schemes.

این شکل نشان می‌دهد: جایگاه روش پیشنهادی روی منحنی trade-off نسبت به ADR؛ یعنی برای یک سطح تحویل مشابه، انرژی کمتر مصرف می‌شود (یا برای یک سطح انرژی مشابه، تحویل بهتری حاصل می‌شود). پیام مدیریتی شکل: بهبود ادعاشده صرفاً نظری نیست و روی نمودار عملکرد قابل مشاهده است.

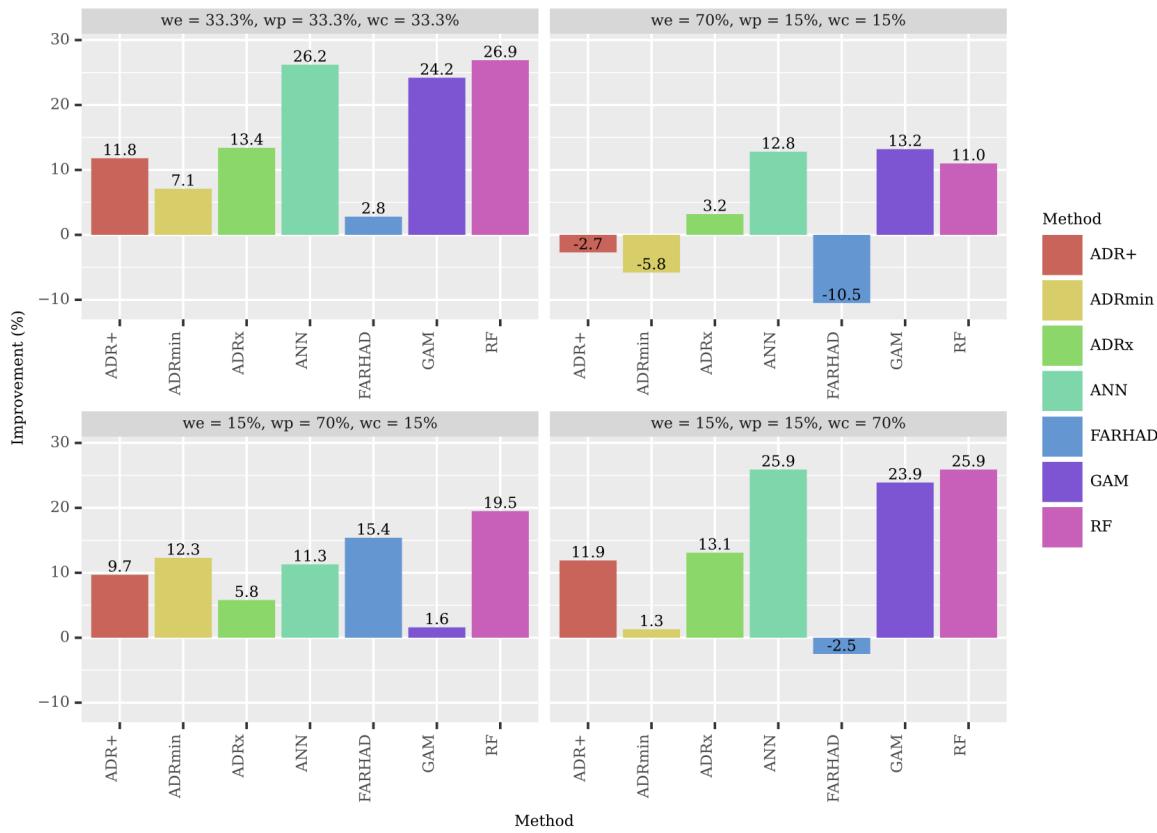


FIGURE 11. Improvement of the analyzed TPC methods compared with the traditional ADR scheme considering different weights for PDR, energy consumption, and collision rate.

مقادیر مثبت به معنی عملکرد بهتر از ADR و مقادیر منفی به معنی افت عملکرد نسبت به ADR است. چهار زیرنمودار، سناریوهای مختلف وزن دهی در ارزیابی چندمعیاره را نمایش می‌دهند.

(Energy Consumption) (we): وزن معیار مصرف انرژی (Weight of Energy)

(Packet Delivery/Reception Ratio) (wp): وزن معیار نرخ تحویل/دریافت بسته (Weight of PDR/PRR)

(Collision Rate) (wc): وزن معیار نرخ برخورد (Weight of Collision)

بهطور معمول مجموع وزن ها $33.3/33.3/33.3 = 100\%$ است (مثلاً $70/15/15 = 100\%$ به معنی اهمیت برابر، و $25.9/25.9/25.9 = 100\%$ به معنی اولویت غالی انرژی)

6-7) نقاط قوت و محدودیتها

• قوتهای واکنش سریع به تغییرات محیطی، حذف وابستگی به تاریخچه SNR، کاهش نیاز به downlink برای تنظیم، و اتکا به داده میدانی واقعی.

• محدودیتها: نیاز به آموزش اولیه مدل و کالیبراسیون برای محیط‌های جدید؛ نیاز به سنسورهای محیطی (فشار/PM) که خود هزینه انرژی/هزینه سخت‌افزار دارد.

7) روش سوم (مقاله 3): Intelligent Resource Allocation in LoRaWAN Using Machine Learning

7-1) صورت‌بندی مسئله و انگیزه

این مقاله ADR قاعده‌محور را برای سناریوهای «IoT انبوه و پویا» ناکافی می‌داند و مسئله تخصیص منابع را یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه (قابلیت اطمینان، انرژی و ظرفیت) معرفی می‌کند. همزمان در نظر گرفتن همه پارامترهای LoRa-PHY می‌تواند فضای عمل بسیار بزرگ و پیچیدگی بالا ایجاد کند؛ به ویژه در حضور تحرک، کانال‌های غیرایستا و ازدحام.

7-2) روایت شهودی (حفظ متن): پلیس راهنمایی با کتابچه قوانین ساده (ADR)

ADR را می‌توان مثل «پلیس راهنمایی خودکار» شبکه دانست: به هر دستگاه می‌گوید با چه ترکیب SF و TP صحبت کند تا انرژی کمتر مصرف شود و شبکه پایدار بماند. اما در شبکه‌های شلوغ و پویا ضعف‌ها پرنگ می‌شود: ADR کند و محافظه‌کار است و برای ازدحام شدید و تداخل زیاد، قواعد ساده آن پاسخ‌گو نیست. در قیاس شهری، پلیسی را تصور کنید که فقط یک کتابچه قوانین قدیمی دارد و بدون توجه به ترافیک واقعی، دستور ثابت می‌دهد؛ در نتیجه در ساعت شلوغی، هرجو مر جرخ می‌دهد. مقاله 3 یک جایگزین هوشمندتر و داده‌محورتر را پیشنهاد می‌کند.

7-3) مدل دو مرحله‌ای (ML + RL) و ایده

نوآوری کلیدی این مقاله تفکیک مسئله به دو زیرمسئله مستقل است:

- (الف) تخصیص توان (TP) به صورت متمرکز با یادگیری ناظارت شده (Supervised ML)
- (ب) تخصیص SF/CR به صورت غیر متمرکز روی گره ها با RL/contextual bandit/RL
- (الگوریتم EXP4). این تفکیک فضای عمل مرحله RL را کوچک تر و همگرایی را سریع تر می کند.

7-4 مرحله اول: تخصیص توان با یادگیری ناظارت شده (Random Forest)

توان ارسال به عنوان یک مسئله طبقه بندی در نظر گرفته می شود (به دلیل گسسته بودن سطوح توان در سخت افزار LoRa). چند الگوریتم مقایسه می شوند و Random Forest بالاترین دقیقیت گزارش شده را ارائه می دهد. خروجی این مرحله، نگاشت توان حداقل مورد نیاز برای رسیدن به PRR هدف است؛ مزیت عملی این است که مرحله RL مجبور نیست توان را همزمان اکتشاف کند.

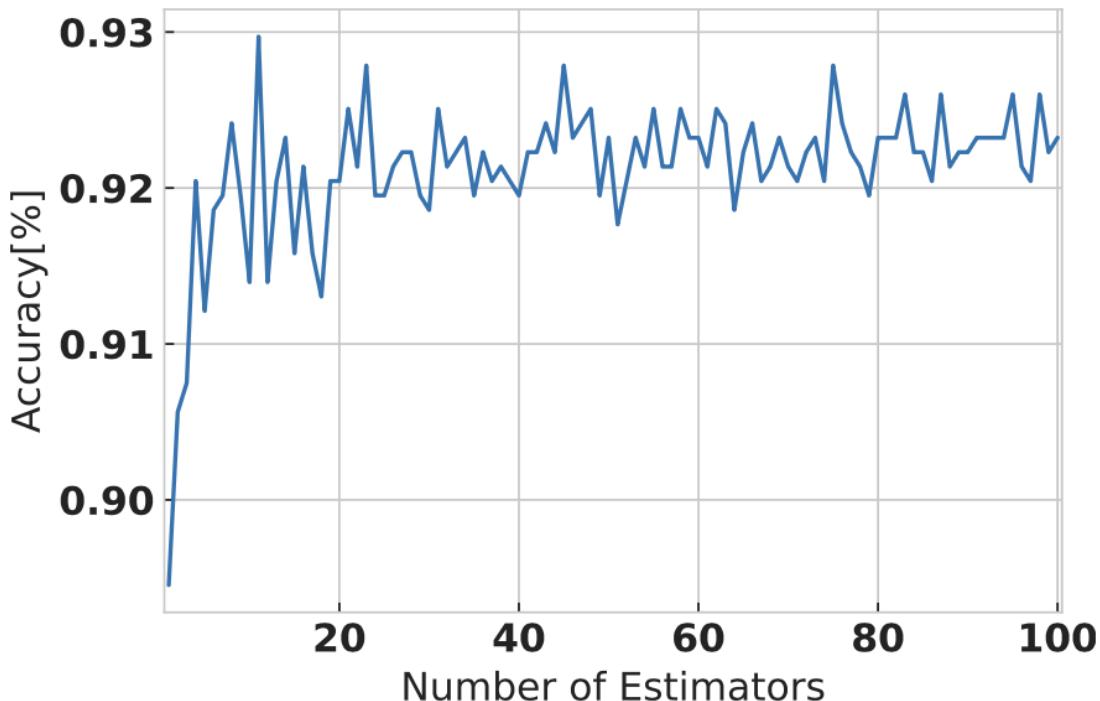


FIGURE 2. Classification accuracy of random forest (RF) algorithm for optimal power allocation.

در نمودار Random Forest، دقیقیت بر حسب تعداد estimatorها نمایش داده شده و نقطه بهینه (با هزینه

محاسباتی معقول) قابل مشاهده است؛ یعنی افزایش تعداد estimator بعد از یک نقطه، بهبود اندک/اشباع‌شونده دارد

5) مرحله دوم: تخصیص SF/CR و الگوریتم EXP4

در مرحله دوم، تخصیص SF/CR به صورت contextual multi-armed bandit مدل می‌شود و EXP4 به کار گرفته می‌شود. EXP4 با دریافت مشاوره از «متخصصان» مجازی می‌تواند سریع‌تر از EXP3/EXP3s همگرا شود. یکی از متخصص‌ها مبتنی بر T0A است و SF‌های پایین‌تر را ترجیح می‌دهد تا برخورد کم شود، و متخصص دیگر مبتنی بر تاریخچه موفقیت/ناموفق (خانواده EXP3s) است. این ترکیب همگرای را حدود 10 برابر نسبت به EXP3s خالص سریع‌تر گزارش می‌کند.

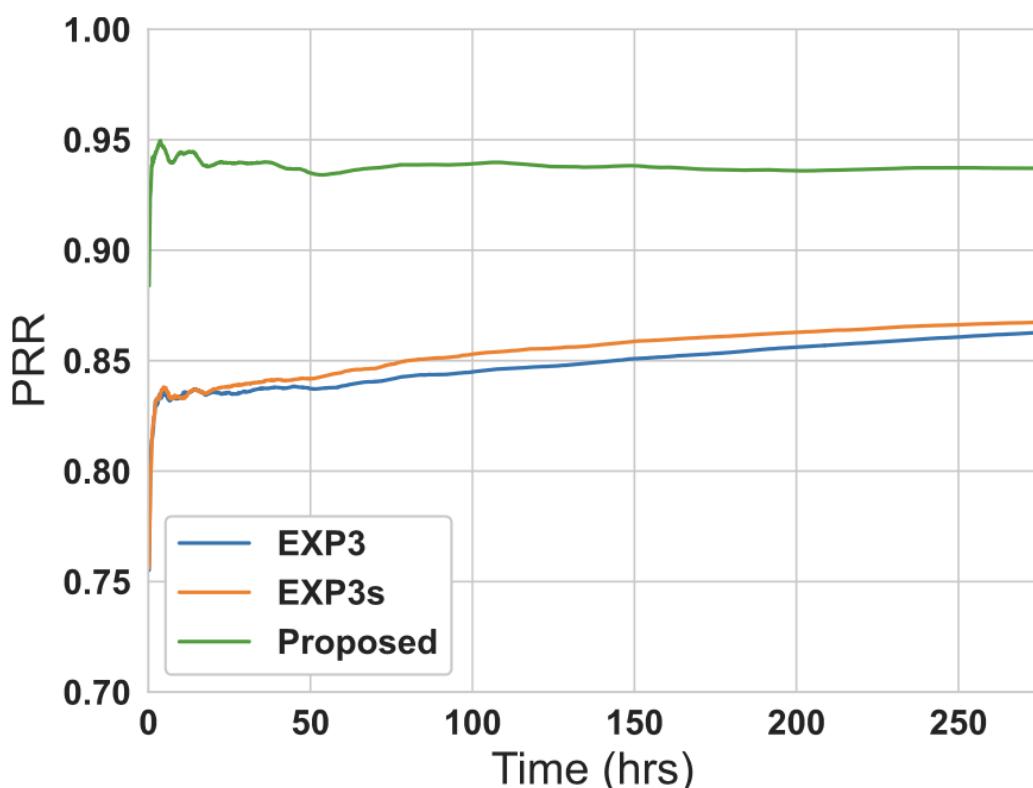


FIGURE 3. Convergence analysis of the proposed and the baseline RL algorithms.

PRR در طول زمان برای EXP4 سریع‌تر بالا می‌آید و زودتر "مسطح" می‌شود (همگرا می‌شود)، در حالی که

روش‌های پایه‌تر (مثل خانواده EXP3) آهسته‌تر باد می‌گیرند. پیام شکل: استفاده از «expert» باعث کاهش هزینه اکتشاف و افزایش سرعت همگرایی شده است.

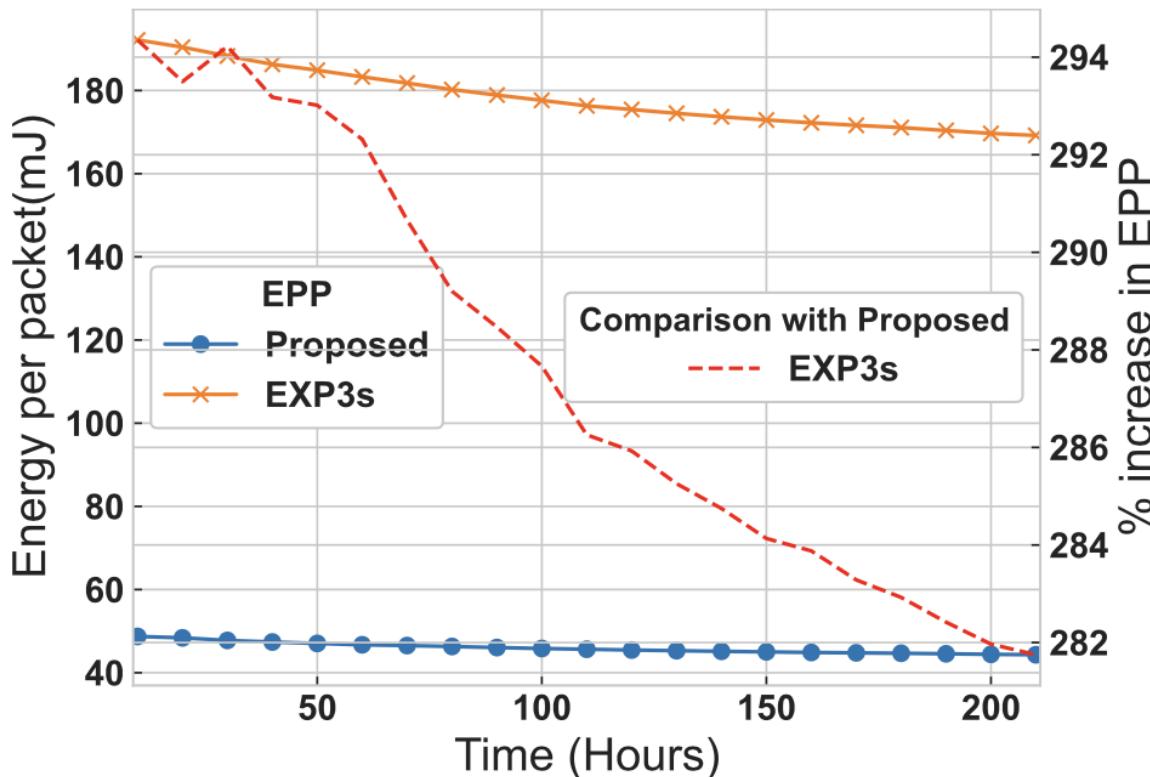


FIGURE 4. EPP for EXP3s and proposed.

این شکل نشان می‌دهد: روش‌های تک‌هدفه که فقط PRR را بیشینه می‌کنند می‌توانند انرژی بیشتری بسوزانند؛ در حالی که رویکرد چندهدفه با مرحله ML برای TP و سپس RL برای SF/CR EPP، SF/CR را بهتر کنترل می‌کند. پیام شکل: در ازدحام بالا، کاهش برخورد ToA مستقیماً روی EPP اثر می‌گذارد.

7-6 نتایج سطح شبکه: EPP و Goodput

این مقاله علاوه بر PRR، معیارهای سطح شبکه مانند EPP و Goodput را گزارش می‌کند. بر اساس نتایج، چارچوب پیشنهادی در شبکه‌های بزرگ و پرترکم بهبود قابل توجهی در EPP و Goodput نسبت به روش‌های مرجع ارائه می‌دهد. این نکته نشان می‌دهد که برخورد و ازدحام اگر کنترل نشوند، حتی با PRR مناسب نیز می‌توانند انرژی را بهشدت هدر دهند. در یک نقطه عملیاتی گزارش می‌شود که در شعاع مشخص شبکه، «دومین الگوریتم بهتر» دارای EPP حدود 26 برابر بالاتر از روش پیشنهادی است؛ این

یعنی روش پیشنهادی در ازدحام بالا از اتلاف انرژی ناشی از برخورد و اتلاف بسته جلوگیری موثرتری دارد.

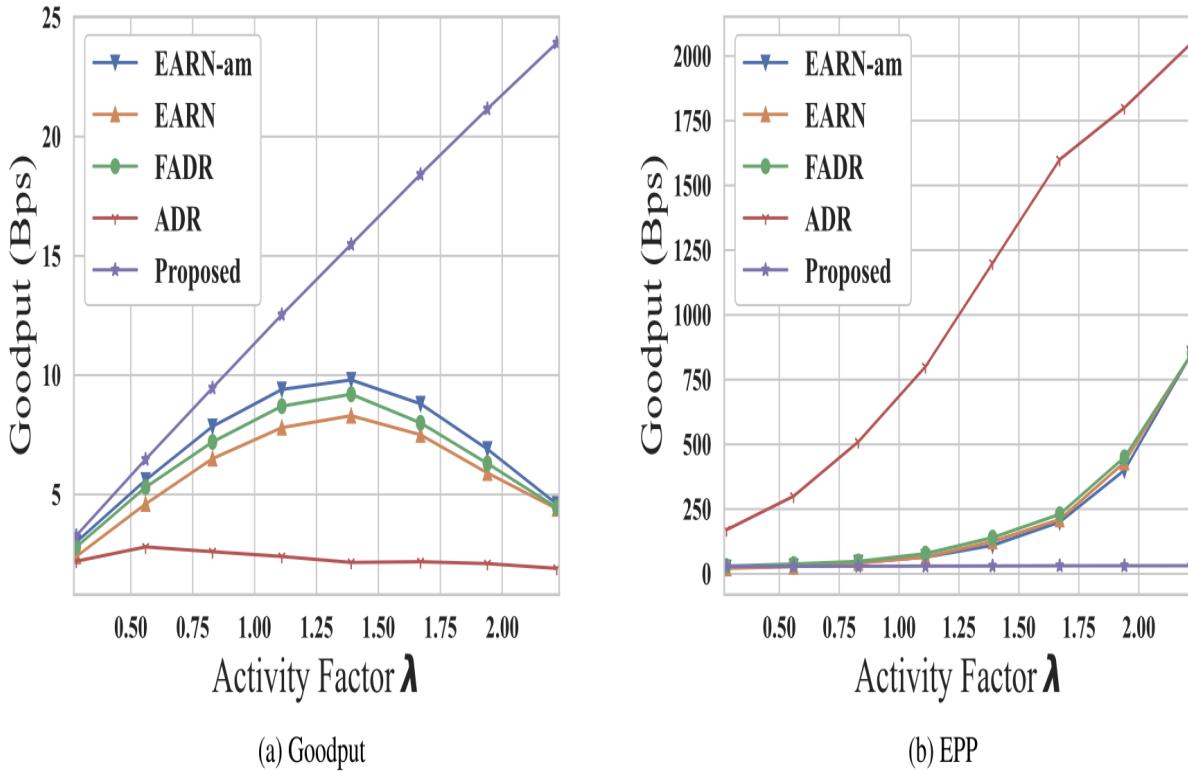


FIGURE 7. Comparing the proposed algorithm with the ADR-based schemes for different traffic loads for cell radius $R = 4.5$ km.

این شکل نشان می‌دهد: با افزایش بار شبکه/تغییر سناریو، برخی سیاست‌ها Goodput را بهتر حفظ می‌کنند و همزمان EPP را پایین‌تر نگه می‌دارند. پیام عملیاتی شکل: روش پیشنهادی فقط یک بهبود نقطه‌ای نیست، بلکه در سناریوهای پرتراسکم می‌تواند رفتار شبکه را پایدارتر و کاراتر کند.

7-7 تحرک، آموزش و محدودیت ACK

یکی از ملاحظات عملی این چارچوب، نیاز به ACK در فاز آموزش است که می‌تواند منابع downlink را مصرف کند. مقاله اشاره می‌کند با دوره آموزش محدود (مثلاً حدود یک شبانه‌روز) می‌توان به عملکرد مناسب رسید و سپس سربار آموزشی را کاهش داد. برای سناریوهای تحرک نیز نسخه اصلاح شده‌ای مطرح می‌شود که از چند نگاشت توان برای نواحی فاصله‌ای مختلف استفاده می‌کند.

7-8) نتایج عددی کلیدی و جمع‌بندی

- **بهبود EPP:** در شبکه‌های پرتراکم، کارایی انرژی (EPP) تا 26 برابر بهتر از برخی الگوریتم‌ها (مانند EARN) گزارش شده است.
- **Goodput:** افزایش خطی توان عملیاتی (Goodput) با افزایش بار ترافیک گزارش می‌شود، در حالی که روش‌های دیگر افت شدیدتر دارند.
- **همگرایی:** رسیدن به پایداری در ده‌ها ساعت (در مقابل هزاران ساعت برای برخی روش‌های MAB قبلی) گزارش شده است.
- **حدودیت‌ها:** نیاز به ACK در فاز آموزش و پیچیدگی دو مرحله‌ای (ML + RL).

8) مقایسه نظاممند سه رویکرد و تحلیل نهایی

8-1) جدول مقایسه ساختاری (خلاصه)

بعد	LP-MAB	ML-Assisted TPC	Intelligent Resource Allocation	برداشت/نکته ارائه‌ای
محل اجرا	متتمرکز (NS)	غیرمتتمرکز (EN)	متتمرکز (TP) ترکیبی SF/CR + غیرمتتمرکز	انتخاب محل اجرا باید با محدودیت‌های downlink توان پردازشی گره، و نیاز به دید شبکه‌ای هم راستا باشد.
مزیت عملیاتی	محاسبات سنگین به گره	کاهش نیاز به NS فرمان از TPC	واکنش سریع، حذف/کاهش وابستگی به تاریخچه SNR، کاهش نیاز به FOM	مزیت‌ها عمدتاً به «جایی که تصمیم گرفته می‌شود» و «هزینه یادگیری/کنترل» برمی‌گردند.

محدودیت کلیدی	وابستگی به بازخورد/ACK و حساسیت به نرخ ارسال برای یادگیری	نیاز به مدل آموزش دیده و ویژگی های محیطی (کالیبراسیون/بازآموزی)	نیاز به ACK در فاز آموزش و اثر روی downlink ظرفیت	در عمل، محدودیت ها معمولاً یا داده/کالیبراسیون هستند یا ظرفیت downlink .duty-cycle
نوع یادگیری/م نطق تصمیم	MAB/RL: SE + EXP3	Supervised ML (پیش‌بینی) + قواعد TPC	Supervised (TP) + Contextual Bandit (EXP4)	انتخاب رویکرد یادگیری تابع «پویایی محیط» و «هزینه اکتشاف» است.
پارامترهای کنترل	SF/TP/CF/CR	عمدتاً SF و TP (با SNR پیش‌بینی شده و LM/Me)	TP + SF/CR	پوشش چندپارامتری بهتر است، اما فضای عمل بزرگ‌تر می‌تواند یادگیری را سخت‌تر کند.
نیاز به Downlink	بالا (برای ارسال تنظیمات و/یا ACK)	حداقل برای تنظیم (تصمیم محلی روی گره)	متوسط (آموزشی) ACK)	در شبکه‌های با محدودیت downlink، روش‌های محلی یا با نیاز ACK کمتر مزیت دارند.
معیارهای بر جسته ارزیابی	PDR (EC) و انرژی	انرژی + برخورد با حفظ PDR بالا	در EPP و Goodput ازدحام بالا	انتخاب معیار گزارش‌دهی مهم است؛ Goodput/EPP برای ازدحام شبکه تصویر جامع‌تری می‌دهد.

2-8) برداشت‌های تحلیلی

1. اگر مسئله اصلی «نوسان شدید کanal» و «فاصله زمانی زیاد بین ارسال‌ها» باشد، روش ML-Assisted TPC به دلیل حذف وابستگی به تاریخچه SNR و امکان اجرا روی EN، از منظر پاسخ‌گویی و عملیاتی جذاب است.

2. اگر هدف اصلی «بهبود عملکرد شبکه در ازدحام بالا» همراه با معیارهای سطح شبکه (Goodput/EPP) باشد، چارچوب دو مرحله‌ای مقاله 3 به دلیل کوچک‌سازی فضای عمل

RL و همگرایی سریع EXP4 مزیت قابل توجهی دارد، اما سریار ACK آموزشی باید مدیریت شود.

3. LP-MAB برای اپراتورهایی مناسب است که می‌خواهند کنترل را در NS نگه دارند و از مدل داده اولیه بنياز باشند؛ با این حال در نرخ ارسال پایین، زمان یادگیری و وابستگی به ACK باید دیده شود.

4. هیچ رویکردی را نمی‌توان «مطلقاً» برتر دانست؛ انتخاب روش به قیود سامانه و سناریوی عملیاتی وابسته است، از جمله محدودیت‌های downlink، امکان اندازه‌گیری یا برآورد متغیرهای محیطی، تراکم و الگوی ترافیکی گره‌ها، میزان تحرک

8-3) تحلیل تطبیقی (انرژی/قابلیت اطمینان/ریسک عملیاتی)

انرژی: ML-Assisted TPC با حذف نیاز به دریافت دستورات از NS، پتانسیل کاهش انرژی مستقیم دارد (بهبود حدود 47 درصد گزارش شده). مقاله 3 با بهینه‌سازی EPP در شبکه‌های شلوغ، از هدررفت انرژی ناشی از برخورد جلوگیری می‌کند (بهبودهای بزرگ EPP گزارش شده).

قابلیت اطمینان LP-MAB: PDR/PRR و مقاله 3 به دلیل یادگیری از تعامل و بازخورد (ACK)، در مقابله با تداخل دینامیک می‌توانند سازگارتر باشند. ML-Assisted TPC بیشتر به شرایط فیزیکی/محیطی کanal حساس است و باید در سناریوهایی که تداخل غالب است، رفتار آن دقیق بررسی شود.

ریسک عملیاتی: LP-MAB ریسک گلوگاه/پیچیدگی در NS و وابستگی به سیاست downlink را دارد. RISk هزینه سخت‌افزاری سنسورها و نیاز به کالibrاسیون مدل را تحمیل می‌کند. مقاله 3 RISk پیچیدگی دو مرحله‌ای و نیاز به ACK در آموزش را دارد.

(10) منابع (سه مقاله)

LP-MAB: Improving the Energy Efficiency of LoRaWAN Using a .1
.Reinforcement-Learning-Based Adaptive Configuration Algorithm

Machine-Learning-Assisted Transmission Power Control for LoRaWAN .2
.Considering Environments With High Signal-to-Noise Variation

Intelligent Resource Allocation in LoRaWAN Using Machine Learning .3
.Techniques