Az érkezési ráta változásának hatása Poisson- és exponenciális üzemmódváltásánál a 6G mobilhálózatok újrapróbáló sorbanállási rendszereiben

Effect of Arrival Rate Changes During Poisson and Exponential Mode Switching in 6G Mobile System Retrial Queues

Dr. TALBI Djamila[1], Dr. GÁL Zoltán[2]

Debreceni Egyetem Informatikai Kar, 4032 Debrecen, Egyetem tér 1.
e-mail: {[1]Talbi.Djamila, [1]Gal.Zoltan}@inf.unideb.hu, http://inf.unideb.hu

Abstract

This study examines arrival-rate shifts in a DQN-controlled M/M/1/K retrial queue for 6G mobile network access. Traffic transitions from Poisson arrivals to an exponential process derived from a Gamma distribution (k = 1). Simulations show that training increases served terminals while reducing queue length and orbit occupancy, with smoother behaviour in the exponential phase. Reward weighting determines whether the controller favours aggressive backlog reduction or stable moderate queues. Overall, reinforcement learning adapts effectively to non-stationary traffic and improves service efficiency in next-generation wireless access networks.

Keywords: 6G, B5G, Poisson distribution, exponential distribution, deep Q-network reinforcement learning

Kivonat

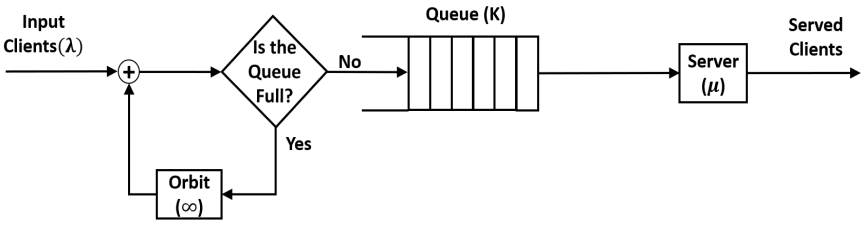
Jelen dolgozat a DQN-vezérelt M/M/1/K újrapróbálkozási várakozási sorban az érkezési ráta eltolódásait vizsgálja 6G mobilhálózati hozzáférés esetén. A forgalom Poisson-eloszlású érkezésekről Gamma-eloszlásból származó exponenciális folyamatba (k = 1) megy át. A szimulációk azt mutatják, hogy a betanítás növeli a kiszolgált terminálok számát, miközben csökkenti a várakozási sorhosszt és a pálya foglaltságát, az exponenciális fázisban pedig simább viselkedést eredményez. A jutalom súlyozása határozza meg, hogy a vezérlő az agresszív várakozáscsökkentést vagy a stabil, mérsékelt sorokat részesíti-e előnyben. Összességében a megerősítéses tanulás hatékonyan alkalmazkodik a nem stacionárius forgalomhoz és javítja a szolgáltatás hatékonyságát a következő generációs vezeték nélküli hozzáférési hálózatokban.

Kulcsszavak: 6G, B5G, Poisson-eloszlás, exponenciális eloszlás, mély Q-hálózatos megerősítéses tanulás

1. BEVEZETÉS

A sorbanállás-elméleti modellek továbbra is központi szerepet játszanak a torlódási jelenségek és a szolgáltatásdinamika analitikus jellemzésében az új vezeték nélküli kommunikációs rendszerekben. Ezen az osztályon belül az M/M/1/K modell egy tömör, mégis kifejező absztrakciót kínál, amely Poisson-skála szerinti érkezéseket, exponenciális eloszlású kiszolgálási időket, egyetlen feldolgozó szervert és egy véges K kapacitású puffert feltételez. Az M/M/1/K rendszer fő elemeit, nevezetesen az érkezési mechanizmust, a kiszolgálási mechanizmust, a sorbanállási szabályt és a pufferkorlátozást az 1. táblázat foglalja össze. Analitikai kezelhetőségének köszönhetően ezt a kanonikus modellt széles körben alkalmazzák a késleltetési teljesítmény, a blokkolási valószínűségek és az elérhető átviteli sebesség vizsgálatára kommunikációs hálózatokban.

A 6G vezeték nélküli rendszerek hatókörén belül az ilyen sorbaállítási modellek alkalmazhatósága egyre hangsúlyosabbá válik. A várható hálózati feltételek közé tartoznak a rendkívül dinamikus és heterogén forgalmi terhelések, az ultrasűrű eszköztelepítések és a szigorú késleltetési korlátozások. Az M/M/1/K újrapróbálkozási sor hatékony analitikai absztrakciót biztosít a hozzáférést kereső mobil terminálok és a véges feldolgozási erőforrásokkal rendelkező hozzáférési pont (AP) közötti interakció rögzítésére.



1. ábra. *Az M/M/1/K újrapróbálkozási kiszolgáló rendszer általános architektúrája*

Az újrapróbálkozási jelenségek természetes módon merülnek fel a hozzáférési korlátozásokból és a vezeték nélküli csatornák szakaszos elérhetőségéből, így ez a sorbaállítási megfogalmazás alkalmas a gyakorlati hozzáférési mechanizmusok modellezésére a leendő 6G mobil rendszerek forgatókönyveiben.

Az M/M/1/K komponensek leírása 1. táblázat

	Összetevő	Leírás
1.	Érkezési folyamat	Poisson- vagy exponenciális érkezések, a kliensek szerverekhez való hozzáférési intenzitása.
2.	Szolgáltatási folyamat	Exponenciálisan elosztott kiszolgálási idők egyetlen szerveren (hozzáférési ponton).
3.	Várólista kapacitása	A sorban várakozható kliensek maximális száma; a többletérkezők belépnek a pályára.
4.	Újrapróbálkozás	A pályára átirányított kliensek egy véletlenszerű intervallum után újra megpróbálnak csatlakozni a sorhoz.
5.	Teljesítménymutatók	Kiszolgált kliensek száma, sorban álló és keringő kliensek száma, átviteli sebesség és késleltetés.

A következő rész áttekintést nyújt a korábbi releváns tanulmányokról és azonosítja a meglévő kutatási hiányosságokat. A harmadik rész részletezi az alkalmazott módszertant és leírja a megvalósított szimulációs algoritmust. A negyedik rész elemzi és megvitatja a kapott eredményeket. Végül az ötödik rész bemutatja a következtetéseket, és felvázolja a jövőbeli kutatások lehetséges irányait.

2. KAPCSOLÓDÓ MUNKÁK

A 6G mobilrendszerek sorbanállásalapú modellezésében elért jelentős előrelépések ellenére a rendkívül dinamikus forgalmi feltételek és az ultrasűrű telepítések hatékony kezelése továbbra is kihívást jelent, különösen valós idejű döntéshozatali korlátok mellett. Az egyik munkaterület ezt a problémát sűrű 6G kiscellás hálózatokban kezeli, ahol a nagy felhasználói mobilitás és a nagyméretű telepítések összetett döntési tereket eredményeznek. Egy dinamikus erőforrás-elosztási keretrendszert javasolnak, amely integrálja a sorban állás-elméleti állapotbecslést a GMB (Gradient Boosting Machine) -alapú predikcióval, jelentős javulást elérve a késleltetés, az átviteli sebesség és a csomagvesztés teljesítményében a hagyományos megközelítésekhez képest [1]. Egy másik tanulmány a gépi tanulás és a sorban álláselmélet integrációját vizsgálja összetett sztochasztikus rendszerek, például több szerverrel és általános érkezési és kiszolgálási időeloszlásokkal jellemzett GI/G/K sorok elemzéséhez. Az eredmények azt mutatják, hogy a gépi tanulási módszerek, beleértve a megerősítéses tanulást is, lehetővé teszik a prediktív modellezést és az adaptív optimalizálást, ezáltal javítva a rendszer teljesítményét [2].

A kommunikációs hálózatokkal kapcsolatos erőfeszítések tovább bővítik ezeket a koncepciókat. Az 5G-n túli (B5G) rendszerek kontextusában egy intelligens architektúrát javasolnak, amelyben a gépi tanulás dinamikusan állítja be az átviteli intervallumokat a rések szintjén, ami csökkenti a sorban állási késéseket és javítja a megbízhatóságot az önszerveződő hálózatokban [3]. A mesterséges intelligenciával továbbfejlesztett sorban állási modellekről szóló további tanulmányok hangsúlyozzák a neurális hálózatok és a megerősítéses tanulás szerepét a kulcsfontosságú rendszerparaméterek – például a szerverelosztás, a várólista hossza és a várakozási idők – adaptív hangolásában, ami a jobb erőforrás-kihasználáshoz, a terheléselosztáshoz és a működési hatékonysághoz vezet a telekommunikációs alkalmazások széles körében [4].

A legújabb kutatások egyre inkább a prediktív modellezés, a mesterséges intelligencia és a sorbanállási elmélet kölcsönhatására összpontosítanak komplex szolgáltatási környezetekben. Az egyik ilyen tanulmány a jobtípus-előrejelzésben előforduló osztályozási hibák hatását vizsgálja a torlódási viselkedésre nagyméretű, többkiszolgálós sorbanállási rendszerekben. Bemutatunk egy indexalapú szabályozási politikát, amely a prediktált osztályinformációkat használja ki a késleltetések mérséklésére, gyakorlati validációval, finomhangolt nagy nyelvi modelleket alkalmazó tartalommoderációs alkalmazásokban [5]. A 6G mobil hálózatok egy másik átfogó áttekintése hangsúlyozza a mesterséges intelligencia és a gépi tanulás kulcsszerepét a kulcsfontosságú alaptechnológiák támogatásában, beleértve az ultramasszív MIMO-t, a terahertzes kommunikációt és az önoptimalizáló intelligens hálózati architektúrákat. Ezek a hozzájárulások együttesen rávilágítanak a prediktív intelligencia és a mesterséges intelligencia által vezérelt szabályozási mechanizmusok növekvő relevanciájára a hatékonyság, a megbízhatóság és az alkalmazkodóképesség elérése érdekében a következő generációs kommunikációs rendszerekben [6].

További kutatások foglalkoznak a terahertzes frekvenciákon működő adaptív irányított antennaprotokollokkal. Ez a munka a klasszikus analitikai megközelítéseket integrálja a mesterséges intelligenciával és a gépi tanulási technikákkal, mint például a rekurens neurális hálózatok és a generatív modellek, hogy dinamikusan igazítsa a közeghozzáférés-vezérlési (MAC) protokollokat a környezeti változékonysághoz, ezáltal növelve a hálózat robusztusságát [7]. A véges forrású újrapróbálkozási sorbaállító rendszerekkel kapcsolatos tanulmányok tovább vizsgálják az olyan kihívásokat, mint a hozzáférési ütközések, a megbízhatatlan elsődleges szerverek és a tartalék szerverek kihasználása, stratégiákat javasolva az ismételt hozzáférési kísérletek szabályozására és a szolgáltatás stabilitásának biztosítására [8]. A kétirányú kommunikációt az újrapróbálkozási sorbaállító modellekben szintén vizsgálták, a kimenő forgalom, a keringő kérések és az elsődleges források közötti kölcsönhatásra, valamint az átviteli sebesség javítására és a szolgáltatásveszteség csökkentésére tervezett többfázisú szolgáltatási sémákra összpontosítva [9]. Összefoglalva, ezek a munkák azt mutatják, hogy az analitikai modellezés integrálása a mesterséges intelligencia által vezérelt és a sorban álláson alapuló technikákkal jelentősen javíthatja a jövőbeli kommunikációs rendszerek megbízhatóságát és hatékonyságát.

3. ALKALMAZOTT MÓDSZERTAN

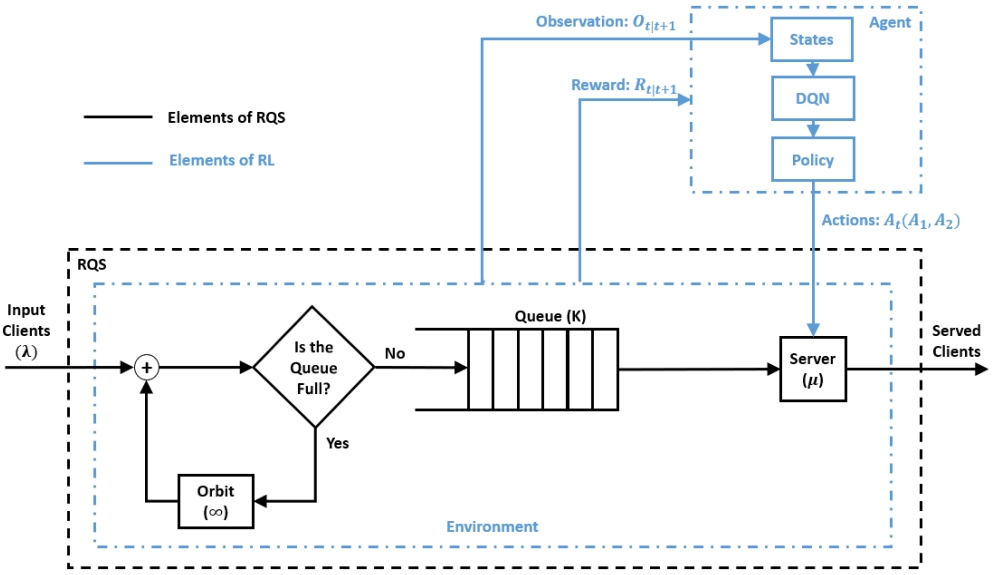
Ez a munka egy 6G hozzáférési környezetben működő M/M/1/K újrapróbálkozási sor viselkedését vizsgálja, egy DQN vezérlőágens felügyelete mellett. A módszertan a szimuláción alapuló sormodellezést a megerősítéses tanulással ötvözi annak kiértékelésére, hogy a változó érkezési arányok hogyan befolyásolják a tanult szabályozás alkalmazkodóképességét és hatékonyságát. A DQN-variánsokkal, például a Double vagy a Dueling DQN-nel való teljes architektúrális összehasonlítás a jövőbeli munkára vár, mivel a tanulmány célja a megvalósíthatóság és a forgalomadaptivitás megállapítása, nem pedig az algoritmikus optimalitás. A szimuláció egy kétfázisú érkezési struktúrát tartalmaz, ahol az epizód első fele Poisson érkezéseket, a második fele pedig Gamma eloszlásból $k = 1$ alakparaméterrel kialakított exponenciális érkezéseket használ. A változó érkezési arányt az alábbi képlet mutatja:

$$\lambda(t) = \begin{cases} \lambda_{1,} & 0 \leq \frac{t}{time_{sim}} \leq \frac{1}{2} \\ \lambda_{2,} & \frac{1}{2} < \frac{t}{time_{sim}} \leq 1 \end{cases} \quad (1)$$

Ez a feltétel lehetővé teszi a rendszer számára a szabályozott forgalom eltolódását. Az így létrejött kialakítás megőrzi az alapul szolgáló modell Markov-struktúráját, miközben megkönnyíti az érkezési intenzitás hirtelen változásainak a sor stabilitására és a rendszer teljes teljesítményére gyakorolt hatásának elemzését. Egy megerősítéses tanuláson alapuló vezérlőmechanizmust építettünk be a környezetbe egy Deep Q-Network (DQN) ágensen keresztül, amely fogalmilag a szervert monitorozza és vezérli. Az ágens megfigyeli a sor foglaltságával és a hozzáférési pont állapotával kapcsolatos rendszerállapotokat és olyan vezérlőműveletet választ ki, amely vagy lehetővé teszi a rendszer autonóm működését (nem utasítja a szervert, semmit sem tesz), vagy azonnali szolgáltatást kezdeményez (kikényszerített kiszolgálás) amikor ez lehetséges. A cél egy optimális döntési politika megtanulása, amely maximalizálja a sikeresen kiszolgált terminálok számát, miközben korlátozza a várakozási sor növekedését és a túlzott újrapróbálkozások számát. Az R (Reward) jutalmazási függvényt az alábbiak szerint definiáltuk:

$$R = \alpha \cdot \Delta(kiszolgált\ MTk) - \beta \cdot \Delta(MTk\ a\ várakozási\ sorban) \quad (2)$$

A jutalom úgy alakul ki, hogy ösztönözze az ügynököt (agent-ágens) az átviteli sebesség és a torlódás egyensúlyának megteremtésére (lásd a 2. ábrát). A DQN ágens által használt környezet, állapotstruktúra, jutalmazási függvény és műveletdefiníciók az 1. algoritmusban felsorolt specifikációkat követik. A tanulási folyamat több epizódon keresztül fut, amelyek mindegyike 200 epoch-ból áll. A várólista-kapacitás, a jutalomskálázási tényezők és az érkezési arány értékeinek számos konfigurációját vizsgáltuk meg a tanult viselkedési szabályok robusztusságának értékeléséhez. A DQN-ágens által alkalmazott környezeti konfiguráció, állapotreprezentáció, jutalomkialakítás és műveleti tér az 1. algoritmusban láthatók.



2. ábra. *DQN-RL integrációs modell*

A DQN ágens által használt környezet, állapotstruktúra, jutalmazási függvény és műveletdefiníciók az 1. algoritmusban felsorolt specifikációkat követik. A tanulási folyamat több epizódon keresztül fut, amelyek mindegyike 200 epochból áll. A várólista-kapacitás, a jutalomskálázási tényezők és az érkezési arány értékeinek számos konfigurációját vizsgálják meg a tanult szabályzat robusztusságának értékeléséhez. A DQN ágens által alkalmazott környezeti konfigurációt, állapotreprezentációt, jutalomformulációt és műveleti teret az 1. algoritmusban bemutatott specifikációk szerint definiálják. A betanítási eljárás több epizódon keresztül zajlik, amelyek mindegyike 200 epoch-ból áll.

A tanult szabályozási politika robusztusságának és általánosíthatóságának felmérése érdekében számos rendszerkonfigurációt vizsgálunk, beleértve a különböző várólista kapacitásokat, a jutalmazási skálázási paramétereket és az érkezési arány beállításait.

DQN-RL integrációs modell pszeudokód 1. algoritmus

	Bemenet:	λ1: Érkezési ráta az 1. fázisban (Poisson) λ2: Érkezési ráta a 2. fázisban (Gamma k=1 exponenciális faktorral) μ: Szolgáltatási arány θ: Újrapróbálkozási arány time_sim: Teljes szimulációs idő k: Maximális sorhossz
	Kimenet:	Optimális szabályzat a sorkezeléshez (DQN alapján)
1.	Környezet meghatározása:	RQS szimuláción alapuló paramétereket, állapotokat és jutalmat tartalmaz.
2.	Állapotábrázolás (2D vektor):	A sorban álló MT-k száma, AP állapota (foglalt/szabad).
3.	Jutalmazási funkció:	$R = \alpha \cdot \Delta(served\ MTs) - \beta \cdot \Delta(MTs\ in\ queue)$
4.	Megfigyelés:	Jelenlegi sorhossz, AP állapota (foglalt/szabad)
5.	Műveletek:	Ha a Művelet = 0 → Az ágens nem tesz semmit Ha a Művelet = 1 → Az ágens arra kényszeríti az AP-t, hogy egy MT-t szolgáljon ki. # Ha a sor üres vagy az AP foglalt, a kényszerített kiszolgálás műveletnek nincs hatása és nulla jutalmat eredményez.

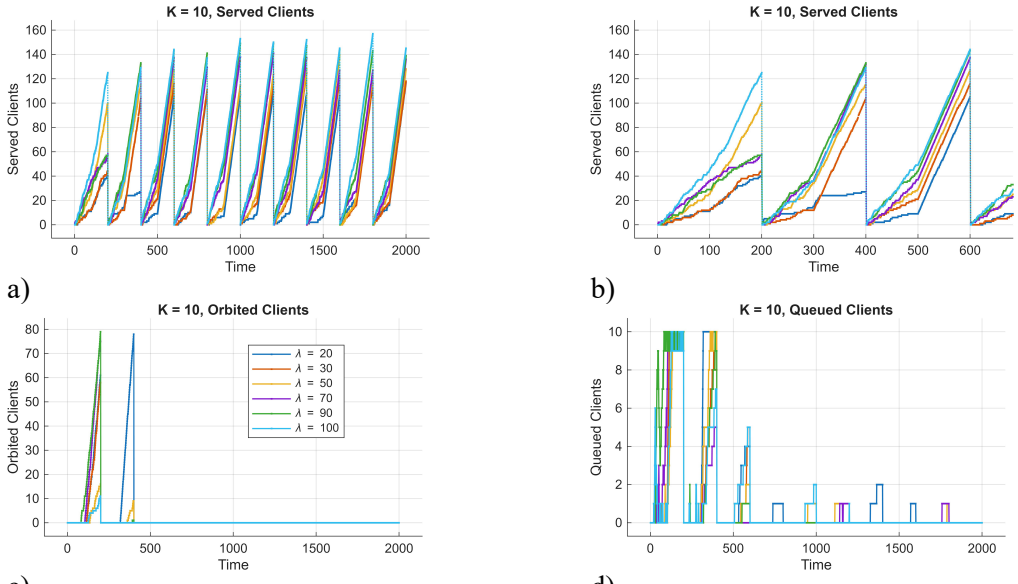
4. DQN-RL VISELKEDÉSÉNEK ELEMZÉSE ÉS ÉRTELMEZÉSE

A javasolt DQN-vezérelt újrapróbálkozási sor teljesítményét több jutalmazási konfiguráció és forgalomintenzitás mellett értékeltük (ld. 2. táblázat).

Szimulációs és tanulási paraméterek 2. táblázat

Paraméter	Típus	Érték
Érkezési arány (λ)	Változó	[20,30,50,70,90,100]
Szolgáltatási díj (μ)	Rögzített	0.5
Újrapróbálkozási arány (θ)	Rögzített	1
Várólista mérete (K)	Változó	[10,15,20,40]
Skálázási tényező (α)	Változó	[0.1,0.3,0.5,0.7,0.9]
Súly (β)	Változó	$1-\alpha$
Szimulációs idő	Rögzített	200 egységek
Epizódok száma	Rögzített	10

A 3. ábra a rendszer viselkedését szemlélteti $(K,\ \alpha,\ \beta) = (10,\ 0.1,\ 0.9)$ értékek esetén. A kiszolgált kliensek száma folyamatosan növekszik az epizódok során, minden tesztelt érkezési arány mellett. Ezt a teljesítménynövekedést mind a keringő, mind a sorban álló kliensek számának jelentős csökkenése kíséri. Bizonyos érkezési arányú forgatókönyvek végül közel nulla várakozáshoz konvergálnak. Átmeneti sor-felhalmozódások időnként megfigyelhetők, de ezek gyorsan eloszlanak; az ilyen túllépési jelenségek várhatók a löketes érkezési folyamatok és az ágens általi felderítő műveletválasztás során, különösen a betanítás kezdeti fázisaiban.



3. ábra. *RQS teljesítmény 200 epoch és 10 epizód alatt (K, α, β) = (10, 0,1, 0,9) esetén; (a) kiszolgált kliensek, (b) zoomolt kiszolgált kliensek, (c) keringő pályán lévő kliensek és (d) sorban álló kliensek.*

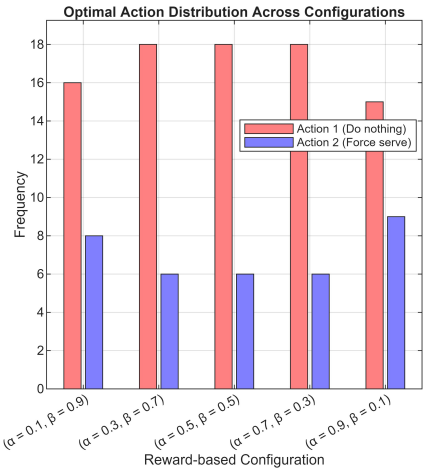
A kiszolgált klienspályák nagyított nézetei világosan szemléltetik a szimulációban megvalósított kétfázisú érkezési struktúrát. Minden epizód első fele a Poisson-érkezési fázisnak felel meg, ami a kiszolgált kliensek számának fokozatos növekedéséhez vezet, mivel a Poisson-folyamatok klaszterezett érkezéseket generálnak, amelyeket véletlenszerűen változó üresjárati periódusok választanak el egymástól. Az epizód második fele az exponenciális érkezési fázist jelenti (ez egy $k = 1$ alakparaméterű Gamma-eloszlásnak felel meg), ami során a kiszolgált kliensek számát mutató görbe simábbá és megközelítőleg lineárisabbá válik. Ez a viselkedés az exponenciális érkezési idők memóriamentes tulajdonságából adódik, amely egyenletesebb elosztású kiszolgálási lehetőségeket eredményez. A kezdeti epizód során az ágens mindkét érkezési fázisban hasonló válaszokat mutat a nem kellően tanult viselkedésminták miatt.

A második epizódtól kezdve az ágens elkezdi kihasználni az exponenciális fázis szabályosságát, magasabb és stabilabb kiszolgálási arányt érve el a szabálytalanabb Poisson-fázishoz képest. A 3. táblázat összehasonlítja az átlagosan kiszolgált ügyfelek számát és az átlagos várólista-hosszt az elmúlt 3 epizód során, ahol a százalékos tartományok a vizsgált érkezési arány-konfigurációk között megfigyelt relatív teljesítménytrendeket tükrözik, nem pedig a pontos analitikai határokat.

Kompakt teljesítménymérő táblázat 3. táblázat

Vezérlő	Kiszolgált MT-k	Átlagos sor	Stabilitás
Statikus küszöbérték (K/2)	alapvonal	magas	stabil
GBM-alapú irányelv [1]	+6…9%	közepes	stabil
DQN (ez a munka)	+14…18%	alacsony	adaptív

A 4. ábra összefoglalja az ágens döntési tendenciáit a jutalmazási konfigurációk között az egyes műveletek gyakoriságának ábrázolásával. A piros oszlopok a „semmit sem tesz” műveletet, míg a lila oszlopok a „kikényszerített kiszolgálás” műveletet jelölik. Az összes értékelt konfigurációban a „semmit sem tesz” művelet gyakrabban jelenik meg, ami azt jelzi, hogy az ágens jellemzően hagyja, hogy a szerver természetesen működjön, hacsak nem történik konkrét beavatkozás.



4. ábra. *A DQN-RL ágens által esetenként leghatározottabb intézkedés hisztogramja*

A magasabb α értékekkel rendelkező jutalmazási konfigurációk (erősebb kiszolgálási ösztönzők) a kényszerítő kiszolgálás művelet magasabb gyakoriságát mutatják, amint azt a lila sáv növekedése is mutatja az (α, β) = (0,9, 0,1) esetben. Ez összhangban van a megerősítési struktúrával: amikor a kiszolgálás nagy pozitív súllyal bír, az ágens agresszívebben üríti ki a sort. Ezzel szemben a magasabb β értékekkel rendelkező konfigurációk nagyobb hangsúlyt fektetnek a túlzott sornövekedés elkerülésére, ami óvatosabb viselkedéshez és kevesebb kényszerített cselekvéshez vezet.

Az eredmények azt mutatják, hogy a DQN ágens sikeresen alkalmazkodik a hibrid érkezési folyamathoz, és további epizódokkal egyre hatékonyabb szabályozási mintázatot tanul meg. A kétfázisú érkezési struktúra egyértelmű környezetet biztosít a szabályzat alkalmazkodóképességének elemzéséhez: az ágens következetesen kihasználja a simább exponenciális érkezési fázist, miközben megbirkózik a löketszerűbb Poisson-fázissal. A jutalmazási paraméterek megválasztása jelentősen befolyásolja az egyensúlyi viselkedést, meghatározva, hogy a rendszer közel nulla várakozással működik-e, mérsékelt sorszinteket tolerál-e, vagy agresszíven magas kiszolgálási arányokat ér el. Ezek az eredmények együttesen megerősítik, hogy a megerősítéses tanulás javíthatja a teljesítményt az újrapróbálkozáson alapuló 6G mobil-hozzáférési rendszerekben, feltéve, hogy a jutalmazási struktúrákat és az érkezési jellemzőket megfelelően modellezik. Ezek az eredmények továbbá azt mutatják, hogy a rendszer viselkedése mennyire szorosan függ a szolgáltatás jutalmazása és a torlódás büntetése közötti egyensúlytól, kiemelve a gondos jutalmazási tervezés fontosságát a gyakorlati telepítésekben.

Ahogy a forgalmi körülmények változnak, az ágens természetes módon, manuális hangolás vagy előre meghatározott terhelési feltételezések nélkül módosítja műveleteit, ami arra utal, hogy a hasonló tanuláson alapuló megközelítések kiterjeszthetők a jövőbeli 6G mobilhálózatok összetettebb hozzáférési forgatókönyveire is. A javasolt DQN-vezérlő hatékonyságának kontextusba helyezéséhez összehasonlítjuk a teljesítményét

két reprezentatív alapértékkel: (i) egy statikus küszöbérték-alapú sorvezérlési politikával és (ii) a Gradient Boosting Machine (GBM) prediktor-alapú stratégiával, amelyet az [1] hivatkozásban ismertettek. Míg a statikus küszöbérték-vezérlés stabil, de nem adaptív viselkedést biztosít és alulteljesít nagy terhelésű rendszerekben, a GBM-megközelítés javítja az előrejelzési pontosságot, de hiányzik belőle az online vezérlési alkalmazkodóképesség. Ezzel szemben a DQN a legnagyobb kiszolgálási áteresztőképességet éri el, miközben megtartja a legalacsonyabb átlagos sorhosszt, megerősítve, hogy a modellmentes RL kiváló alkalmazkodóképességet kínál nem stacionárius érkezési dinamika esetén.

5. KÖVETKEZTETÉSEK

Ez a tanulmány azt mutatja, hogy egy mély Q-hálózaton alapuló megerősítéses tanulási vezérlő integrálása egy M/M/1/K újrapróbálkozási várólistával javíthatja a szolgáltatás teljesítményét a 6G hozzáférési hálózati forgatókönyvekben. A tanult szabályozás lehetővé teszi az adaptív válaszokat az időben változó forgalmi körülményekre, növelve a kiszolgált terminálok számát, miközben fenntartja a korlátozott sorhosszakat és a pályapopulációkat, még nagy érkezési intenzitás mellett is. Az eredmények azt is jelzik, hogy a jutalmazó függvény tervezése kritikus szerepet játszik: a szolgáltatási jutalmak priorizálása ösztönzi az agresszív várakozáscsökkentést, míg a torlódással kapcsolatos büntetések hangsúlyozása mérsékeltebb sorkihasználtsághoz vezet. Összességében ezek az eredmények alátámasztják a megerősítéses tanulás hatékonyságát, mint szabályozási paradigma az átviteli sebesség, a torlódáskezelés és a szolgáltatás stabilitásának javítására a rendkívül dinamikus és bizonytalan hálózati környezetekben. A jövőbeli kutatások kiterjeszthetik ezt a keretrendszert többszerveres konfigurációkra, gazdagabb forgalmi modellekre és alternatív RL megközelítésekre a rendszer teljesítményének további javítása érdekében.

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

Ezt a munkát a Debreceni Egyetem QoS-HPC-IoT Laboratóriuma és TKP2021-NKTA projektje támogatta. A TKP2021-NKTA-34 számú projekt a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alap (NKF) támogatásával valósult meg, a TKP2021-NKTA finanszírozási program keretében. További támogató volt az Osztrák-Magyar Akcióalapítvány OMAA 121öu2 projektje.

IRODALMI HIVATKOZÁSOK

[1] T. Bilen. 2025. A sorbanállási elmélet és a GBM integrálása a dinamikus erőforrás-elosztáshoz 6G hálózatokban, Mus Alparslan University Journal of Science, 13. évf., 1. sz., 70–80. o., 2025, https://doi.org/10.18586/msufbd.1672775.

[2] Efrosinin , D.; Vishnevsky, V.; Stepanova, N. és Sztrik, J. 2025. A gépi tanulás esetei a sorbanállási elméletben egy GI/G/K rendszer alapján. Matematika, 13, 776. https://doi.org/10.3390/math13050776.

[3] A. Nauman, TN Nguyen, YA Qadri, Z. Nain, K. Cengiz és SW Kim. 2022. Mesterséges intelligencia az 5G és 6G utáni megbízható kommunikációban. Az IEEE Internet of Things Magazine-ban, 5. kötet, 1. szám, 73–78. o., 2022. március, https://doi.org/10.1109/IOTM.001.2100140.

[4] TT Zin, AST Moe, CN Phyo és P. Tin. 2024. A stratégiai sorbanállási elmélet és a mesterséges intelligencia fúziója az intelligens városi telekommunikációs rendszerekben. 2024 IEEE 21. nemzetközi konferencia a mobil ad-hoc és intelligens rendszerekről (MASS), Szöul, Koreai Köztársaság, 653-657. o., https://doi.org/10.1109/MASS62177.2024.00104.

[5] Lee, Jiung , Hongseok Namkoong és Yibo Zeng. 2024. MI-alapú sorbanállási rendszer tervezése és ütemezése. arXiv preprint arXiv:2406.06855 (2024), https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.06855.

[6] Chataut , R.; Nankya , M. és Akl , R. 2024. 6G hálózatok és a mesterséges intelligencia forradalma – Technológiák, alkalmazások és új kihívások feltárása. Sensors 2024, 24, 1888. https://doi.org/10.3390/s24061888.

[7] D. Talbi és Z. Gal. 2025. Mesterséges intelligencia által vezérelt betekintés a B5G/6G MAC mechanizmusokba: átfogó elemzés, Internet of Things, 31 (2025): 101571, https://doi.org/10.1016/j.iot.2025.101571.

[8] Tóth, Ádám és János Sztrik. 2024. M/G/1//N rendszer szimulációja ütközésekkel, megbízhatatlan elsődleges és tartalék szerverrel. Nemzetközi Konferencia az elosztott számítógépes és kommunikációs hálózatokról, 144-155. o. Cham: Springer Nature Switzerland, https://doi.org/10.1007/978-3-031-80853-1_12.

[9] Kuki, Attila, Sztrik János, Tóth Ádám és Bérczes Tamás . 2018. Hozzájárulás a kétirányú kommunikáció modellezéséhez újrapróbálkozási sorbanállási rendszerekkel. Nemzetközi Információtechnológiai és Matematikai Modellezési Konferencia, 236-247. o. Kiadó: Springer International Publishing, ISBN: 9783319975948.