

مقایسه‌ی الگوریتم‌های کوکو چندهدفه و ژنتیک در بهینه‌سازی پرتودرمانی با شدت متغیر

لیلی نکوزاد^۱، مهدی صالحی باروق^۲، نوشین بنایی رضاییه^۳، الهام صنیعی^۴

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: پرتودرمانی با شدت متغیر (Intensity-Modulated Radiation Therapy) IMRT روش پیشرفته‌ای برای درمان سرطان است که دوز بالای پرتودرمانی را به تومور هدف می‌رساند و آسیب به اندام‌های حیاتی (OARs) را کاهش می‌دهد. پیچیدگی این روش، استفاده از بهینه‌سازی چندمعیاره (Multi-criteria optimization) MCO برای تعادل بین پوشش تومور و محافظت از OARs ضروری می‌کند. این مطالعه عملکرد الگوریتم کوکو چندهدفه (Multi-objective MOCA) و الگوریتم ژنتیک (Genetic algorithm) GA را در بهینه‌سازی برنامه‌ریزی IMRT مقایسه کرد.

روش‌ها: داده‌های ۲۰ بیمار مبتلا به سرطان سر و گردن تحت درمان IMRT، مورد بررسی قرار گرفت. برنامه‌ریزی با الگوریتم‌های MOCA و GA انجام شد و عملکرد آن‌ها بر اساس هیستوگرام‌های حجم دوز (DVH)، شاخص تطابق (CI)، شاخص یکنواختی (HI) و زمان محاسباتی ارزیابی گردید. داده‌ها با آزمون‌های آماری تحلیل و مقایسه شدند.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که الگوریتم MOCA عملکرد بهتری نسبت به GA داشت. الگوریتم MOCA میانگین پوشش تومور (D95%) را به میزان ۹۸/۵ درصد نسبت به ۹۷/۲ درصد GA بهبود داد ($P < 0.01$). همچنین، الگوریتم MOCA دوز متوسط اندام‌های حیاتی را به میزان ۸ درصد کاهش داد ($P < 0.05$) و زمان محاسباتی را ۲۵ درصد سریع‌تر از GA انجام داد. شاخص تطابق (CI) در الگوریتم MOCA بالاتر بود، اما شاخص یکنواختی (HI) بین دو الگوریتم تفاوت معناداری نداشت.

نتیجه‌گیری: الگوریتم MOCA در مقایسه با GA در بهینه‌سازی برنامه‌ریزی IMRT عملکرد برتری نشان داد. این الگوریتم توانایی بهبود پوشش تومور، کاهش دوز اندام‌های حیاتی و افزایش کارایی محاسباتی را داراست. با این حال، بررسی بیشتر برای تأیید تعمیم‌پذیری و کاربرد بالینی آن در انواع دیگر سرطان‌ها ضروری است.

واژگان کلیدی: پرتودرمانی؛ تصمیم‌گیری چندمعیاره؛ الگوریتم‌ها؛ نوپلاسماهای سر و گردن؛ برنامه‌ریزی درمان

ارجاع: نکوزاد لیلی، صالحی باروق مهدی، بنایی رضاییه نوشین، صنیعی الهام. مقایسه‌ی الگوریتم‌های کوکو چندهدفه و ژنتیک در بهینه‌سازی پرتودرمانی با شدت متغیر. مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۴۰۴؛ ۴۳ (۸۳۴): ۱۲۸۴ – ۱۲۹۳.

مقدمه

در سال‌های اخیر، روش‌های بهینه‌سازی سنتی مانند الگوریتم ژنتیک (GA) به دلیل کارایی خود در مسائل بهینه‌سازی پیچیده در برنامه‌ریزی پرتودرمانی مورد توجه قرار گرفته‌اند (۳). این الگوریتم بر اساس اصول انتخاب طبیعی و فرایندهای ژنتیکی نظیر جهش، تقاطع و انتخاب عمل می‌کند و از طریق ایجاد نسل‌های جدید از راه‌حل‌ها، به جستجو در فضای جستجوی بهینه می‌پردازد. با این حال، این روش‌ها همچنان با چالش‌هایی نظیر هزینه محاسباتی بالا و احتمال توقف زود هنگام بهینه‌سازی در نقاط محلی روبرو هستند که می‌تواند کیفیت

پرتودرمانی، به‌عنوان یکی از ارکان اصلی درمان سرطان، نقش مهمی در بهبود نتایج درمانی بیماران دارد. هدف آن ارائه‌ی دوز بالایی پرتو به تومور با کمترین آسیب به بافت‌های سالم اطراف است که نیازمند تکنیک‌ها و برنامه‌ریزی دقیق با بهینه‌سازی چندمعیاره است (۱). این فرایند باید حداکثر پوشش دوز تومور را با حداقل مواجهه اندام‌های حیاتی (OARs) متعادل کند، چالشی که استفاده از روش‌های بهینه‌سازی پیشرفته را برای برنامه‌ریزی درمانی ضروری می‌سازد (۲).

۱- دانشجوی دکترا تخصصی گروه مهندسی هسته‌ای، مهندسی پرتو پزشکی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲- استاد، گروه مهندسی هسته‌ای، مهندسی پرتوهای پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکز، تهران، ایران

۳- استادیار، گروه مهندسی هسته‌ای، مهندسی پرتوهای پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکز، تهران، ایران

۴- استادیار، گروه مهندسی هسته‌ای، مهندسی پرتوهای پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکز، تهران، ایران

نویسنده مسؤؤل: مهدی صالحی باروق: استاد، گروه مهندسی هسته‌ای، مهندسی پرتوهای پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکز، تهران، ایران

Email: m.s.barough@gmail.com

نتایج درمانی را تحت تأثیر قرار دهد (۴).

مطالعات پیشین، طیف گسترده‌ای از الگوریتم‌ها را برای بهینه‌سازی IMRT بررسی کرده‌اند. به عنوان مثال، Nazareth و همکاران، از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی زوایای پرتو استفاده کردند و بهبود ۱۰-۱۵ درصد در شاخص تطابق را گزارش نمودند، اما این روش به دلیل تمرکز صرف بر زوایای پرتو، جنبه‌های دیگر برنامه‌ریزی مانند زمان محاسباتی کلی را نادیده گرفت (۵).

همچنین، Cotrutz و همکاران، با بهره‌گیری از GA برای بهینه‌سازی سگمنت‌ها، کاهش ۳۰ درصد در تعداد سگمنت‌ها را نشان دادند، اما این مطالعه معیارهای چندهدفه مانند شاخص یکنواختی یا دوز تفکیکی به اندام‌های حیاتی را بررسی نکرد (۶). از سوی دیگر، مطالعاتی مانند Fallahi و همکاران، الگوریتم‌های متاهوریستیک را برای مسائل چندهدفه در IMRT پیشنهاد کردند، اما کاربرد عملی آن‌ها در محیط‌های بالینی به دلیل پیچیدگی محاسباتی محدود باقی مانده است (۷). این شکاف‌ها نشان‌دهنده‌ی نیاز به روش‌هایی است که نه تنها کارایی محاسباتی را بهبود بخشند، بلکه معیارهای بالینی جامع‌تری را نیز در نظر گیرند.

از طرف دیگر، در دهه‌های اخیر، روش‌های نوظهوری مانند الگوریتم کوکو چندهدفه (MOCA) به دلیل توانایی بالاتر در مواجهه با مسائل پیچیده و به‌ویژه مسائل چندهدفه، توجهات زیادی را به خود جلب کرده‌اند. این الگوریتم که از رفتار جستجوی انگل‌گذاری الهام گرفته است، از ویژگی‌هایی نظیر پرواز لوی برای جستجوی بهینه و بهبود استراتژی‌های بهره‌برداری استفاده می‌کند (۸). الگوریتم MOCA به دلیل قدرت بالای محاسباتی خود، توانایی پیدا کردن تعادل دقیق‌تری بین اهداف متناقض همچون پوشش مناسب دوز تومور و حفاظت از اندام‌های حیاتی دارد و این ویژگی موجب افزایش کیفیت نتایج برنامه‌ریزی درمانی در پرتودرمانی می‌شود (۹).

با توجه به پیچیدگی‌های فزاینده در پرتودرمانی و اهمیت بالای بهینه‌سازی چندمعیاره در این حوزه، ارزیابی و مقایسه عملکرد روش‌های نوین مانند MOCA و روش‌های سنتی نظیر GA در این زمینه، از اهمیت زیادی برخوردار است (۱۰). این مقایسه می‌تواند به درک بهتر نقاط قوت و ضعف هر یک از این الگوریتم‌ها کمک کرده و راه را برای انتخاب روش بهینه در محیط‌های بالینی هموار سازد. هدف این مطالعه، بررسی امکان‌سنجی و مقایسه عملکرد این دو الگوریتم در برنامه‌ریزی درمانی IMRT است، که به‌ویژه با ارائه دوز تفکیکی به اندام‌های حیاتی (مانند پارتید، نخاع، طناب صوتی، عصب بینایی، و تیروئید) و ارزیابی جامع معیارهایی مانند پوشش تومور، شاخص تطابق، شاخص یکنواختی و زمان محاسباتی، نوآوری خود را نشان می‌دهد. این مطالعه اولین تلاش برای مقایسه‌ی مستقیم

MOCA و GA در زمینه‌ی IMRT با تمرکز بر کاربرد بالینی و بهبود کارایی محاسباتی است، که با در نظر گرفتن شکاف‌های موجود در مطالعات پیشین (مانند عدم بررسی دوز تفکیکی یا زمان محاسباتی)، تفاوت معناداری با تحقیقات قبلی ایجاد می‌کند و زمینه‌ای نوین برای بهینه‌سازی درمان بیماران سرطانی فراهم می‌سازد.

روش‌ها

این مطالعه‌ی تحلیلی و علمی با هدف مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم‌های MOCA و GA در برنامه‌ریزی درمانی IMRT (پرتودرمانی با شدت متغیر) طراحی و اجرا شد. در این مطالعه، به بررسی و ارزیابی توانایی‌های این دو الگوریتم در بهینه‌سازی توزیع دوز، شاخص‌های تطابق و هم‌پوشانی و زمان محاسباتی پرداخته شد. همچنین، عملکرد الگوریتم‌ها در کنترل دقت درمان و حداقل‌سازی آسیب به بافت‌های سالم اطراف تومور، که از جمله اهداف اصلی در برنامه‌ریزی پرتودرمانی است، مورد ارزیابی قرار گرفت.

تمامی مراحل تحقیق بر اساس دستورالعمل‌ها و استانداردهای اخلاقی در تحقیقات پزشکی و به‌ویژه در زمینه تحقیقاتی مرتبط با درمان‌های پزشکی انجام شد. همچنین، کلیه داده‌های بالینی و محاسباتی در این تحقیق به‌طور کاملاً ناشناس و با رعایت حریم خصوصی بیماران و شرایط اخلاقی پردازش و تحلیل گردید.

جمع‌آوری داده‌ها و تحلیل اولیه:

در این مطالعه، داده‌های بالینی ناشناس ۲۰ بیمار مبتلا به سرطان سر و گردن که تحت درمان IMRT در بیمارستان میلاد تهران قرار داشتند، استفاده شد (جدول ۱). ابتدا، تصاویر CT بیماران به نرم‌افزارهای برنامه‌ریزی درمانی Eclipse Treatment Planning System (System Varian، نسخه ۱۵/۶) و RayStation Treatment Planning System (RaySearch Laboratories، نسخه ۱۰ A) وارد شدند. کانتورینگ حجم‌های توموری (PTV) و اندام‌های حیاتی اطراف (OARs) شامل غدد پاروتید، نخاع، طناب صوتی، عصب بینایی، و غده‌ی تیروئید، توسط تیم رادیواونکولوژی بر اساس پروتکل‌های استاندارد (Radiation Therapy Oncology Group) RTOG انجام شد. درمان با دستگاه شتاب‌دهنده‌ی خطی Varian TrueBeam STx با انرژی ۶ MV انجام شد، و دوز تجویز شده برای PTV در همه‌ی بیماران ۶۰ غری (Gy) در ۳۰ فرکشن (۲ Gy به‌ازای هر فرکشن) بود، که با توجه به مرحله سرطان و شرایط بالینی تنظیم شده بود. سپس، داده‌های کانتورینگ شده به‌عنوان ورودی برای بهینه‌سازی با الگوریتم‌های MOCA و GA مورد استفاده قرار گرفتند. در Eclipse، تنظیمات پیش‌فرض برای محاسبه دوز با الگوریتم AAA (Analytical Anisotropic Algorithm) و رزولوشن شبکه

جدول ۱. مشخصات بیماران مورد مطالعه

شماره بیمار	سن	جنسیت	نوع سرطان	مرحله سرطان	علائم بیماری زمینه‌ای	حجم تومور (cm ³)	حجم غدد پاروتید (cm ³)	حجم نخاع (cm ³)	حجم OARs (cm ³)	نوع درمان	D95% (MOCA) درصد	دوز پاروتید (Gy)(MOCA)
۱	۵۴	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی حنجره	مرحله ۲	دیابت نوع ۲	۲۵	۲۰	۱۰	۳۰	IMRT	۹۸/۷	۲۸/۰
۲	۶۳	زن	کارسینوم سلول سنگفرشی دهانی	مرحله ۳	فشارخون بالا	۱۸	۱۸	۱۰	۲۸	IMRT	۹۹/۱	۲۸/۲
۳	۴۵	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی حلقی	مرحله ۱	بدون بیماری زمینه‌ای	۱۵	۱۵	۷	۲۲	IMRT	۹۷/۹	۲۹/۰
۴	۵۹	زن	آدنوکارسینوم غدد بزاقی	مرحله ۴	بیماری قلبی	۳۲	۲۵	۱۰	۳۵	IMRT	۹۸/۵	۲۸/۵
۵	۶۰	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی حنجره	مرحله ۳	هیپرلیپیدمی	۲۰	۱۸	۷	۲۵	IMRT	۹۸/۳	۲۸/۱
۶	۶۷	زن	کارسینوم سلول سنگفرشی حلقی	مرحله ۲	فشارخون بالا	۲۲	۲۰	۷	۲۷	IMRT	۹۸/۸	۲۸/۳
۷	۴۹	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی دهانی	مرحله ۲	دیابت نوع ۱	۱۹	۱۷	۷	۲۴	IMRT	۹۸/۶	۲۸/۸
۸	۵۲	زن	آدنوکارسینوم غدد بزاقی	مرحله ۳	بدون بیماری زمینه‌ای	۲۸	۲۲	۹	۳۱	IMRT	۹۸/۲	۲۸/۴
۹	۵۵	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی حلقی	مرحله ۲	بیماری ریوی	۱۷	۱۸	۸	۲۶	IMRT	۹۸/۴	۲۸/۷
۱۰	۶۵	زن	آدنوکارسینوم غدد بزاقی	مرحله ۴	بیماری قلبی و دیابت	۳۵	۳۰	۱۰	۴۰	IMRT	۹۸/۹	۲۸/۰
۱۱	۵۰	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی دهانی	مرحله ۱	بدون بیماری زمینه‌ای	۱۴	۱۴	۶	۲۰	IMRT	۹۸/۱	۲۹/۱
۱۲	۶۰	زن	کارسینوم سلول سنگفرشی حنجره	مرحله ۳	فشار خون بالا	۲۴	۲۰	۱۰	۳۰	IMRT	۹۸/۵	۲۸/۴
۱۳	۴۷	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی حلقی	مرحله ۲	بدون بیماری زمینه‌ای	۱۶	۱۶	۶	۲۲	IMRT	۹۸/۷	۲۸/۲
۱۴	۵۹	زن	آدنوکارسینوم غدد بزاقی	مرحله ۴	دیابت نوع ۲	۳۰	۲۵	۹	۳۴	IMRT	۹۸/۶	۲۸/۶
۱۵	۶۲	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی دهانی	مرحله ۳	فشارخون بالا	۲۰	۱۸	۱۰	۲۸	IMRT	۹۸/۰	۲۹/۲
۱۶	۵۵	زن	کارسینوم سلول سنگفرشی حنجره	مرحله ۲	بیماری قلبی	۱۸	۱۶	۸	۲۴	IMRT	۹۸/۳	۲۸/۵
۱۷	۵۱	مرد	کارسینوم سلول سنگفرشی حلقی	مرحله ۱	دیابت نوع ۲	۲۲	۲۰	۹	۲۹	IMRT	۹۸/۹	۲۸/۱
۱۸	۶۶	زن	کارسینوم سلول سنگفرشی دهانی	مرحله ۳	فشارخون بالا	۲۸/۲۸	۲۳	۱۰	۳۳	IMRT	۹۸/۲	۲۸/۹
۱۹	۵۳	مرد	آدنوکارسینوم غدد بزاقی	مرحله ۴	بیماری قلبی و دیابت	۳۳	۲۷	۱۰	۳۷	IMRT	۹۸/۴	۲۸/۷
۲۰	۶۱	زن	کارسینوم سلول سنگفرشی حلقی	مرحله ۲	بیماری ریوی	۲۵	۲۲	۸	۳۰	IMRT	۹۸/۵	۲۸/۳

برای سنجش تطابق دوز با حجم هدف (PTV) و شاخص یکنواختی (HI) برای ارزیابی یکنواختی دوز در PTV محاسبه شد. زمان محاسباتی هر الگوریتم، شامل مدت زمان تولید راه‌حل‌های بهینه و تحلیل‌ها، نیز اندازه‌گیری گردید (۱۱، ۱۲).

نتایج با استفاده از آزمون t زوجی برای مقایسه‌ی میانگین‌های پارامترهای پیوسته (مانند D95%, Dmean و زمان محاسباتی) و آزمون رتبه‌بندی Wilcoxon برای داده‌های غیرنرمال (مانند شاخص‌های CI و HI) برای مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم‌های MOCA و GA تحلیل شدند. سطح معنی‌داری آماری $P < 0.05$ تعیین شد. این تحلیل‌ها با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه‌ی ۲۲ (version 22, IBM Corporation, Armonk, NY) انجام شد، که تنظیمات پیش‌فرض برای آزمون‌های پارامتری و ناپارامتری (شامل سطح اطمینان ۹۵ درصد و تست نرمالیتی با آزمون Shapiro-Wilk) اعمال گردید.

یافته‌ها

پوشش تومور و کاهش دوز اندام‌های حیاتی

نتایج این مطالعه نشان داد، هر دو الگوریتم MOCA و GA برنامه‌های درمانی قابل قبول از نظر بالینی ایجاد کردند، اما MOCA در پوشش تومور و کاهش دوز اندام‌های حیاتی عملکرد بهتری داشت (جدول ۲).

- پوشش تومور (D95%): این معیار نشان‌دهنده‌ی درصد حجمی از تومور است که حداقل ۹۵٪ از دوز تجویزی را دریافت کرده است. نتایج بررسی‌ها در مطالعه‌ی حاضر نشان داد که الگوریتم MOCA با میانگین $98/5 \pm 1/2$ درصد، پوشش بهتری نسبت به GA با میانگین $97/2 \pm 1/5$ درصد دارد. مقدار P کمتر از ۰/۰۱ نشان‌دهنده‌ی تفاوت معنادار بین دو الگوریتم است.

- دوز میانگین اندام‌های حیاتی (Dmean): این معیار میانگین دوز دریافتی توسط اندام‌های حیاتی اطراف تومور را نشان می‌دهد. الگوریتم MOCA با میانگین $32/4 \pm 4/1$ Gy دوز کمتری را نسبت به GA با میانگین $35/2 \pm 4/5$ Gy به این اندام‌ها تحویل داده است. مقدار P کمتر از ۰/۰۵ نشان‌دهنده‌ی تفاوت معنادار در کاهش دوز اندام‌های حیاتی بین دو الگوریتم است.

- دوز میانگین اندام‌های حیاتی (Dmean): دوز دریافتی توسط اندام‌های حیاتی اطراف تومور، شامل غدد پاروتید، نخاع، طناب صوتی، عصب بینایی و غده تیروئید، به صورت تفکیکی بررسی شد. الگوریتم MOCA دوز میانگین غدد پاروتید را به $28/5 \pm 0/4$ Gy، نخاع به $11/8 \pm 0/2$ Gy، طناب صوتی به $15/0 \pm 0/3$ Gy، عصب بینایی به $10/5 \pm 0/2$ Gy و غده تیروئید به $12/0 \pm 0/3$ Gy کاهش داد. در مقابل، GA به ترتیب $31/0 \pm 0/4$ Gy، $14/3 \pm 0/4$ Gy، $17/5 \pm 0/3$ Gy و $12/0 \pm 0/4$ Gy بود. این کاهش دوز

۲/۵ میلی‌متری اعمال شد، در حالی که در RayStation از الگوریتم (Collapsed Cone Convolution) CCC با رزولوشن مشابه استفاده گردید. پس از بهینه‌سازی، هیستوگرام‌های حجم-دوز (DVH) تجمعی (Cumulative DVH) برای PTV و OARs استخراج شدند تا پارامترهایی نظیر پوشش تومور (D95%)، دوز میانگین (Dmean) و حداکثر دوز (Dmax) به اندام‌های حیاتی ارزیابی شوند. همچنین، شاخص‌های تطابق (CI) و یکنواختی (HI) و زمان محاسباتی از خروجی‌های نرم‌افزارها محاسبه شدند. برای تحلیل آماری و اجرای الگوریتم‌های سفارشی، از نرم‌افزار MATLAB (نسخه R2023b) استفاده شد که امکان پردازش داده‌های DVH و محاسبات تکمیلی را فراهم کرد.

اجرای الگوریتم‌ها

در ابتدا، داده‌های ورودی شامل حجم تومورها (PTV) و اندام‌های حیاتی اطراف (OARs) در سیستم‌های برنامه‌ریزی درمانی Eclipse (Varian نسخه ۱۵/۶) و RayStation (RaySearch Laboratories نسخه A ۱۰) وارد شدند. سپس، الگوریتم‌های MOCA و GA برای بهینه‌سازی توزیع دوز پیاده‌سازی شدند. این الگوریتم‌ها در محیط نرم‌افزار MATLAB (نسخه R2023b) کدنویسی و اجرا شدند، که امکان اجرای محاسبات پیچیده و سفارشی‌سازی الگوریتم‌ها را فراهم کرد. برای الگوریتم GA، پارامترهای اولیه شامل اندازه‌ی جمعیت ۱۰۰، نرخ جهش ۰/۰۱ و احتمال تلاقی ۰/۸ تنظیم شد، در حالی که برای MOCA، اندازه‌ی جمعیت ۱۰۰، احتمال کشف ۰/۲۵ و ضریب پرواز لوی ۱/۵ انتخاب گردید. هر الگوریتم به صورت تکراری (تا ۵۰۰ نسل) اجرا شد تا نسل‌های جدیدی از راه‌حل‌ها تولید کند و توزیع دوز بهینه‌ای برای کاهش دوز به بافت‌های سالم و هدف‌گیری دقیق تومور به دست آید. خروجی‌های الگوریتم‌ها (مانند مقادیر دوز) به سیستم‌های برنامه‌ریزی درمانی بازگردانده شدند تا هیستوگرام‌های حجم-دوز (DVH) تولید شود. در نهایت، نتایج به دست آمده از هر الگوریتم، شامل شاخص‌های تطابق (CI)، شاخص یکنواختی (HI)، زمان محاسباتی (محاسبه‌شده در MATLAB) و توزیع دوز، با یکدیگر مقایسه شدند تا کارایی و دقت آن‌ها در بهینه‌سازی برنامه‌ریزی درمان IMRT ارزیابی گردد.

معیارهای ارزیابی

در این مطالعه، برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها، هیستوگرام‌های حجم-دوز (DVH) استخراج شدند که شامل پوشش تومور (D95%)، دوز میانگین (Dmean)، و دوز حداکثر (Dmax) برای اندام‌های حیاتی اطراف (OARs) بود. همچنین، شاخص تطابق (CI)

جدول ۲: مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم‌های MOCA و GA در ۲۰ بیمار

P	GA -	MOCA	GA -	MOCA	GA -	MOCA	GA	MOCA	GA -	MOCA	GA -	MOCA	بیمار
	دوز تیروئید (Gy)	دوز تیروئید (Gy)	عصب بینایی (Gy)	عصب بینایی (Gy)	طناب صوتی (Gy)	طناب صوتی (Gy)	دوز نخاع (Gy)	دوز نخاع (Gy)	دوز پاروتید (Gy)	دوز پاروتید (Gy)	پوشش تومور (D95%)	پوشش تومور (D95%)	
۰/۰۱۵	۱۳/۸	۱۱/۸	۱۱/۹	۱۰/۴	۱۷/۲	۱۴/۸	۱۴/۰	۱۱/۸	۳۰/۵	۲۸/۰	٪۹۷/۱	٪۹۸/۷	۱
۰/۰۱۲	۱۴/۰	۱۱/۹	۱۲/۰	۱۰/۵	۱۷/۵	۱۵/۰	۱۴/۲	۱۱/۹	۳۱/۰	۲۸/۲	٪۹۷/۵	٪۹۹/۱	۲
۰/۰۱۸	۱۳/۹	۱۱/۷	۱۱/۸	۱۰/۳	۱۷/۳	۱۴/۷	۱۴/۳	۱۲/۰	۳۱/۸	۲۹/۰	٪۹۶/۸	٪۹۷/۹	۳
۰/۰۱۴	۱۴/۱	۱۲/۰	۱۲/۱	۱۰/۶	۱۷/۷	۱۵/۲	۱۴/۵	۱۱/۷	۳۱/۲	۲۸/۵	٪۹۷/۲	٪۹۸/۵	۴
۰/۰۱۶	۱۳/۸	۱۱/۸	۱۱/۹	۱۰/۴	۱۷/۴	۱۴/۹	۱۴/۱	۱۱/۸	۳۰/۹	۲۸/۱	٪۹۷/۰	٪۹۸/۳	۵
۰/۰۱۳	۱۴/۰	۱۱/۹	۱۲/۰	۱۰/۵	۱۷/۶	۱۵/۱	۱۴/۲	۱۱/۹	۳۱/۱	۲۸/۳	٪۹۷/۴	٪۹۸/۸	۶
۰/۰۱۷	۱۳/۹	۱۱/۷	۱۱/۸	۱۰/۳	۱۷/۳	۱۴/۸	۱۴/۴	۱۲/۰	۳۱/۶	۲۸/۸	٪۹۷/۱	٪۹۸/۶	۷
۰/۰۱۵	۱۴/۱	۱۲/۰	۱۲/۱	۱۰/۶	۱۷/۵	۱۵/۰	۱۴/۱	۱۱/۷	۳۱/۳	۲۸/۴	٪۹۶/۹	٪۹۸/۲	۸
۰/۰۱۴	۱۳/۸	۱۱/۸	۱۱/۹	۱۰/۴	۱۷/۴	۱۴/۹	۱۴/۳	۱۱/۸	۳۱/۵	۲۸/۷	٪۹۷/۰	٪۹۸/۴	۹
۰/۰۱۲	۱۴/۲	۱۲/۱	۱۲/۲	۱۰/۷	۱۷/۷	۱۵/۲	۱۴/۰	۱۱/۵	۳۰/۷	۲۸/۰	٪۹۷/۶	٪۹۸/۹	۱۰
۰/۰۱۸	۱۳/۹	۱۱/۷	۱۱/۸	۱۰/۳	۱۷/۲	۱۴/۷	۱۴/۳	۱۲/۰	۳۱/۹	۲۹/۱	٪۹۶/۸	٪۹۸/۱	۱۱
۰/۰۱۵	۱۴/۱	۱۲/۰	۱۲/۱	۱۰/۶	۱۷/۵	۱۵/۰	۱۴/۳	۱۱/۷	۳۱/۲	۲۸/۴	٪۹۷/۲	٪۹۸/۵	۱۲
۰/۰۱۴	۱۴/۰	۱۱/۹	۱۲/۰	۱۰/۵	۱۷/۳	۱۴/۸	۱۴/۲	۱۱/۶	۳۰/۸	۲۸/۲	٪۹۷/۳	٪۹۸/۷	۱۳
۰/۰۱۶	۱۳/۸	۱۱/۸	۱۱/۹	۱۰/۴	۱۷/۶	۱۵/۱	۱۴/۴	۱۱/۸	۳۱/۴	۲۸/۶	٪۹۷/۲	٪۹۸/۶	۱۴
۰/۰۱۹	۱۳/۹	۱۱/۷	۱۱/۸	۱۰/۳	۱۷/۴	۱۴/۹	۱۴/۵	۱۲/۱	۳۱/۷	۲۹/۲	٪۹۶/۷	٪۹۸/۰	۱۵
۰/۰۱۴	۱۴/۱	۱۲/۰	۱۲/۱	۱۰/۶	۱۷/۷	۱۵/۲	۱۴/۳	۱۱/۷	۳۱/۳	۲۸/۵	٪۹۷/۱	٪۹۸/۳	۱۶
۰/۰۱۲	۱۴/۲	۱۲/۱	۱۲/۲	۱۰/۷	۱۷/۵	۱۵/۰	۱۴/۱	۱۱/۵	۳۰/۶	۲۸/۱	٪۹۷/۵	٪۹۸/۹	۱۷
۰/۰۱۵	۱۴/۰	۱۱/۹	۱۲/۰	۱۰/۵	۱۷/۳	۱۴/۸	۱۴/۴	۱۱/۹	۳۱/۶	۲۸/۹	٪۹۶/۹	٪۹۸/۲	۱۸
۰/۰۱۴	۱۳/۸	۱۱/۸	۱۱/۹	۱۰/۴	۱۷/۶	۱۵/۱	۱۴/۳	۱۱/۸	۳۱/۵	۲۸/۷	٪۹۷/۰	٪۹۸/۴	۱۹
۰/۰۱۳	۱۴/۱	۱۲/۰	۱۲/۱	۱۰/۶	۱۷/۷	۱۵/۲	۱۴/۲	۱۱/۶	۳۱/۰	۲۸/۳	٪۹۷/۱	٪۹۸/۵	۲۰
۰/۰۱۵	± ۱۴/۰	± ۱۱/۹	± ۱۲/۰	± ۱۰/۵	± ۱۷/۵	± ۱۵/۰	± ۱۴/۳	± ۱۱/۸	± ۳۱/۰	± ۲۸/۵	± ٪۹۷/۱	± ٪۹۸/۵	± میانگین انحراف معیار
± ۰/۰۰۲	Gy ۰/۱	Gy ۰/۱	Gy ۰/۱	Gy ۰/۱	Gy ۰/۲	Gy ۰/۲	۰/۲ Gy	Gy ۰/۲	Gy ۰/۴	Gy ۰/۴	٪۰/۳	٪۰/۳	

به‌ویژه غدد پاروتید با دوز میانگین دریافتی آن‌ها همبستگی مثبت متوسطی داشت ($r = ۰/۴۵$, $P = ۰/۰۴$) که نشان می‌دهد بیماران با حجم پاروتید بزرگ‌تر دوز بیشتری دریافت کرده‌اند، احتمالاً به دلیل نزدیکی بیشتر به PTV. این یافته‌ها حاکی از آن است که تفاوت‌های بین بیماران در حجم تومور و OARs تا حدی بر نتایج تأثیر داشته، اما الگوریتم MOCA در مقایسه با GA همچنان عملکرد بهتری در متعادل‌سازی دوز نشان داد.

• این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم MOCA در بهبود پوشش تومور و کاهش دوز دریافتی توسط اندام‌های حیاتی در مقایسه با الگوریتم GA عملکرد بهتری دارد و می‌تواند به عنوان یک روش برتر برای بهینه‌سازی برنامه‌ریزی پرتودرمانی IMRT مورد استفاده قرار گیرد (شکل ۱).

با $P < ۰/۰۵$ معنادار است، که نشان‌دهنده‌ی بهبود ایمنی با MOCA در مقایسه با GA است، زیرا دوز بالاتر در این ارگان‌ها می‌تواند عوارض جبران‌ناپذیری مانند خشکی دهان، آسیب عصبی، یا اختلالات تیروئیدی ایجاد کند.

• برای تحلیل تأثیر تفاوت‌های بین بیماران، حجم تومور (محدوده‌ی ۱۴-۳۵ cm³، میانگین $۲۳/۲ ± ۶/۵$ cm³) و حجم اندام‌های حیاتی (محدوده‌ی میانگین غدد پاروتید ۸/۴، $۲۱۹ ± ۱۹/۸$ cm³، نخاع $۱/۶ ± ۰/۱$ cm³) بررسی شد. تحلیل همبستگی Spearman نشان داد که حجم تومور با پوشش تومور (D95%) همبستگی منفی ضعیفی دارد ($r = -۰/۳۲$, $P = ۰/۱۶$) به این معنا که تومورهای بزرگ‌تر ممکن است پوشش دوز کمتری داشته باشند، اما این تفاوت از نظر آماری معنادار نبود. همچنین، حجم OARs

دقیق دوز بر تومور باعث افزایش اثربخشی درمان و کاهش عوارض جانبی ناشی از تابش به بافت‌های سالم می‌شود.

۲. شاخص یکنواختی (HI)

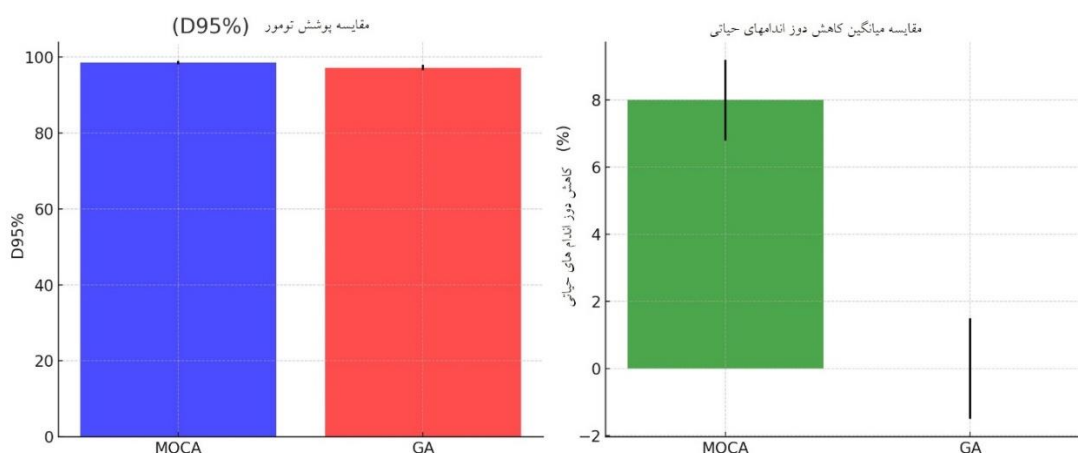
شاخص یکنواختی (HI) میزان توزیع یکنواخت دوز تابشی در حجم هدف را نشان می‌دهد؛ مقدار کمتر آن بیانگر یکنواختی بیشتر دوز در تومور و مقدار بیشتر آن نشان‌دهنده‌ی نقاط با دوز بیش از حد یا کمتر است. در این مطالعه، هر دو الگوریتم مقادیر مشابهی از HI داشتند ($P > 0.05$) که نشان می‌دهد تفاوتی در یکنواختی توزیع دوز در تومور بین آن‌ها وجود ندارد و هر دو روش دوز را به‌طور یکنواخت در تومور توزیع کرده‌اند، بدون ایجاد نقاط با دوز غیرمناسب (شکل ۲).

تفسیر و تحلیل شاخص تطابق (CI) و شاخص یکنواختی

(HI) در بهینه‌سازی پرتودرمانی با الگوریتم‌های MOCA و GA

۱. شاخص تطابق (CI) و اهمیت آن

در این مطالعه، الگوریتم MOCA تطابق بهتری نسبت به GA نشان داده است (میانگین $CI: 1/20$ در مقابل $1/30$) و مقدار $0.01 < P$ نشان‌دهنده‌ی تفاوت معنادار آماری بین این دو روش است. مقدار کمتر CI در MOCA نشان می‌دهد که این الگوریتم توانسته است دوز تابشی را با دقت بیشتری روی تومور متمرکز کند، در حالی که در GA، این دوز گسترده‌تر بوده و به مناطق اطراف نیز نفوذ بیشتری داشته است. این مسأله از نظر بالینی اهمیت زیادی دارد، زیرا توزیع



شکل ۱: مقایسه‌ی پوشش تومو و میانگین کاهش دوز اندام‌های حیاتی در دو روش مورد بررسی



شکل ۲: مقایسه‌ی شاخص تطابق و شاخص یکنواختی در هر دو الگوریتم مورد بررسی

پرداختند و گزارش کردند که الگوریتم‌های چند هدفه می‌توانند با بهبود توزیع دوز، پوشش تومور را تا ۹۶ درصد ارتقا دهند (۱۴).

اگرچه مطالعه آن‌ها بر سرطان پروستات متمرکز بود، اما استفاده از الگوریتم‌های چندهدفه برای بهبود پوشش دوز، مشابه رویکرد ما در IMRT برای سرطان سر و گردن است و نشان‌دهنده‌ی پتانسیل این روش‌ها در انواع سرطان است. همچنین، مطالعه‌ی Kargar و همکاران در ایران، که به بررسی تأثیر الگوریتم‌های محاسباتی در پرتودرمانی سینه پرداخت و بهبود ۵ درصد در پوشش دوز تومور را گزارش کرد، از روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه استفاده کرده است (۱۵). این مطالعه به‌عنوان مرجع انتخاب شد، زیرا روش‌های چندهدفه مشابه MOCA را بررسی کرده و کاربرد آن‌ها را در بهینه‌سازی دوز تأیید می‌کند، هرچند نوع سرطان متفاوت است (۱۴، ۱۵).

الگوریتم MOCA به‌طور معناداری دوز کمتری را به بافت‌های سالم تحویل داده است (Dmean: ۳۲/۴ Gy، در مقابل ۳۵/۲ Gy، $P < ۰/۰۵$). این کاهش می‌تواند عوارض پرتودرمانی را کاهش دهد و تحمل بیماران به درمان را بهبود بخشد. نتایج این بخش مشابه یافته‌های Singh و همکاران در سال ۲۰۲۴ در هند است که کاهش دوز دریافتی بافت‌های سالم را با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی تأیید کرده‌اند (۱۶).

شاخص تطابق در الگوریتم MOCA کمتر از GA بود (۱/۲۰ در مقابل ۱/۳۰، $P < ۰/۰۱$)، که نشان‌دهنده‌ی تمرکز بهتر دوز بر روی تومور و کاهش انتشار غیر ضروری آن به بافت‌های سالم است. این موضوع در راستای مطالعه‌ی Benedick و همکاران در سال ۲۰۲۴ قرار دارد که نشان دادند، روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه می‌توانند دقت هدف‌گیری را در پرتودرمانی افزایش دهند (۱۷). از طرف دیگر، شاخص یکنواختی (HI) بین دو الگوریتم تفاوت معناداری نداشت ($P > ۰/۰۵$)، که نشان داد، هر دو روش توانسته‌اند دوز را به‌طور یکنواخت در داخل تومور توزیع کنند. نتایج مطالعه‌ی حاضر با نتایج مطالعه‌ی Vasudevan و همکاران در سال ۲۰۲۴ که یکنواختی توزیع دوز را در روش‌های مختلف بهینه‌سازی بررسی کرده‌اند، مطابقت داشت (۱۸).

کاهش زمان محاسباتی در MOCA (۴۵ دقیقه در مقابل ۶۰ دقیقه، $P < ۰/۰۱$) یک مزیت مهم این روش محسوب می‌شود. این کاهش می‌تواند در مراکز درمانی که نیاز به پردازش سریع‌تر دارند، نقش کلیدی داشته باشد. مطالعه‌ی Ocaña-Tienda و همکاران در سال ۲۰۲۴ نیز کاهش زمان محاسباتی را در الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین گزارش کردند و نشان دادند که این کاهش می‌تواند کارآیی عملی پرتودرمانی را افزایش دهد (۱۹). به‌طور کلی نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم MOCA در برنامه‌ریزی

نتایج نشان داد که MOCA نسبت به GA شاخص تطابق (CI) بهتری دارد، یعنی دقت بیشتری در هدف‌گیری تومور و کاهش آسیب به بافت‌های سالم ارائه می‌دهد. شاخص یکنواختی در هر دو روش تفاوت معناداری نداشت، که نشان‌دهنده‌ی کارآیی مشابه در توزیع یکنواخت دوز درون تومور است. از نظر بالینی، این یافته‌ها بیانگر آن است که MOCA در برنامه‌ریزی IMRT می‌تواند اثربخشی درمان را افزایش داده و عوارض جانبی را کاهش دهد، زیرا CI پایین‌تر آن احتمال سمیت پرتودرمانی برای بافت‌های سالم را کم می‌کند. با توجه به این نتایج، پیشنهاد می‌شود MOCA به‌عنوان روشی برتر برای بهینه‌سازی پرتودرمانی استفاده شود، زیرا دقت بیشتری در پوشش تومور دارد و یکنواختی دوز را حفظ می‌کند، و می‌توان از آن در محیط‌های بالینی برای بهبود درمان بیماران سرطانی بهره برد.

زمان محاسباتی

نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم MOCA از نظر کارایی محاسباتی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم GA داشته و توانسته است زمان برنامه‌ریزی را ۲۵ درصد کاهش دهد (میانگین زمان: ۴۵ دقیقه در مقابل ۶۰ دقیقه؛ $P < ۰/۰۱$) این کاهش زمان از نظر آماری معنی‌دار بوده و نشان می‌دهد که MOCA می‌تواند در کاربردهایی که به سرعت پردازش و تصمیم‌گیری سریع‌تر نیاز دارند، گزینه‌ی بهتری باشد. بهبود کارایی محاسباتی در MOCA می‌تواند در مدیریت بهینه منابع، کاهش هزینه‌های پردازش و افزایش بهره‌وری سیستم نقش کلیدی داشته باشد. در یک نمایش گرافیکی، تفاوت واضح بین دو الگوریتم را می‌توان با یک نمودار میله‌ای نشان داد، که در آن زمان محاسباتی MOCA به‌طور قابل توجهی کمتر از GA است، تأییدی بر برتری این الگوریتم در بهینه‌سازی فرایندهای محاسباتی دارد.

بحث

در این مطالعه، عملکرد دو الگوریتم MOCA و GA در بهینه‌سازی برنامه‌ریزی IMRT مقایسه شد و یافته‌ها نشان دادند که MOCA در بهبود پوشش تومور، کاهش دوز اندام‌های حیاتی، بهبود شاخص تطابق و کاهش زمان محاسباتی عملکرد بهتری دارد. این نتایج می‌توانند تأثیر قابل توجهی در افزایش کارایی پرتودرمانی و کاهش عوارض جانبی داشته باشند (۱۳).

نتایج مطالعه ما نشان داد که MOCA پوشش تومور بهتری نسبت به GA دارد (D95%: ۹۸/۵ در مقابل ۹۷/۱، $P < ۰/۰۱$). این افزایش پوشش، بیانگر تمرکز بهتر دوز تابشی بر تومور است که می‌تواند احتمال کنترل موضعی تومور را افزایش دهد. این یافته با مطالعه Wang و همکاران در چین هم‌خوانی داشت که به بررسی نقش تصویربرداری هدایت‌شده در پرتودرمانی سرطان پروستات

MOCA را در محیط‌های کلینیکی تأیید کند. این رویکردها می‌توانند MOCA را به عنوان یک ابزار پیشرفته و کاربردی‌تر در پرتودرمانی تثبیت کنند و به بهبود درمان بیماران سرطانی کمک کنند.

نتیجه‌گیری

نتایج این مطالعه نشان داد که الگوریتم کوکو چندهدفه (MOCA) در بهینه‌سازی برنامه‌ریزی پرتودرمانی با شدت متغیر (IMRT) برای بیماران مبتلا به سرطان سر و گردن عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک (GA) دارد. MOCA با بهبود پوشش تومور (۹۸/۵ درصد: D95% در مقابل ۹۷/۱ درصد، $P < 0.01$)، کاهش دوز میانگین اندام‌های حیاتی (Dmean: Gy ۳۲/۴ در مقابل Gy ۳۵/۲، $P < 0.05$)، افزایش شاخص تطابق (CI: ۱/۲۰ در مقابل ۱/۳۰، $P < 0.01$) و کاهش ۲۵ درصد زمان محاسباتی (۴۵ دقیقه در مقابل ۶۰ دقیقه، $P < 0.01$) برتری خود را اثبات کرد. این یافته‌ها از پتانسیل MOCA برای افزایش دقت درمانی، کاهش عوارض جانبی، و بهبود کارایی محاسباتی حمایت می‌کنند. با این حال، محدودیت‌هایی مانند نمونه محدود (۲۰ بیمار از بیمارستان میلاد تهران)، وابستگی به تنظیمات اولیه، استفاده از الگوریتم‌های دوزبندی متفاوت، رزولوشن شبکه محدود، کانتورینگ دستی و عدم ارزیابی پیامدهای بالینی، تعمیم‌پذیری و ارزش بالینی نتایج را تحت تأثیر قرار داده است.

بر این اساس، یافته‌های این مطالعه از کاربرد MOCA به عنوان یک تکنیک پیشرفته در برنامه‌ریزی درمان پرتودرمانی حمایت می‌کند، اما مطالعات آینده با نمونه‌های چندمرکزی، داده‌های طولی، و استفاده از روش‌های خودکار و رزولوشن بالاتر، برای تأیید پایداری و اثربخشی بالینی آن ضروری است. این تحقیقات می‌توانند راه را برای بهبود کیفیت زندگی بیماران سرطانی و بهینه‌سازی درمان‌های پرتوی هموار کنند.

تشکر و قدردانی

این مقاله منتج از پایان‌نامه‌ی مقطع دکترای تخصصی رشته مهندسی پرتوهای پزشکی با کد ۱۴۰۰۳۹ می‌باشد که در دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز به تصویب رسیده و با حمایت مالی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز به انجام رسیده است. بدین وسیله از زحمات معاونت پژوهشی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران تقدیر و تشکر می‌شود.

IMRT می‌تواند دقت درمان را افزایش داده، آسیب به بافت‌های سالم را کاهش دهد و زمان پردازش را بهبود بخشد. با توجه به این مزایا، پیشنهاد می‌شود که این الگوریتم در محیط‌های بالینی برای بهینه‌سازی پرتودرمانی مورد استفاده قرار گیرد.

با وجود این دستاوردها، چندین محدودیت در این مطالعه وجود دارد که باید مورد توجه قرار گیرند. نخست، استفاده از داده‌های تنها ۲۰ بیمار از بیمارستان میلاد تهران ممکن است قابلیت تعمیم‌پذیری نتایج به جمعیت‌های بزرگ‌تر و متنوع‌تر را محدود کند، زیرا شرایط خاص درمانی و پروتکل‌های محلی می‌توانند بر نتایج تأثیر بگذارند. دوم، وابستگی MOCA به تنظیمات اولیه (مانند اندازه‌ی جمعیت ۱۰۰، احتمال کشف ۰/۲۵ و ضریب پرواز لوی ۱/۵) ممکن است به همگرایی ضعیف یا بهینه‌سازی ناکارآمد منجر شود که نیازمند تنظیم دقیق و آزمایش‌های بیشتر است. سوم، استفاده از دو نرم‌افزار مختلف Eclipse با الگوریتم AAA و RayStation با الگوریتم CCC با رزولوشن شبکه ۲/۵ میلی‌متری، به دلیل تفاوت در محاسبات دوز، می‌تواند ناهمگونی‌هایی در نتایج ایجاد کند، به ویژه برای ساختارهای کوچک مانند عصب بینایی یا طناب صوتی که دقت بالاتر نیاز دارند. چهارم، کانتورینگ دستی، حتی با رعایت پروتکل‌های RTOG، به دلیل وابستگی به مهارت فردی، ممکن است به عدم یکنواختی در ترسیم حجم‌ها بین بیماران منجر شود. پنجم، عدم استفاده از داده‌های واقعی کلینیکی پس از درمان، مانند نتایج تصویربرداری یا بیولوژیکی، و عدم ارزیابی پیامدهای بالینی (مانند کنترل تومور، بقا، یا کیفیت زندگی) از چالش‌های مهم در استنتاج بالینی این مطالعه است، زیرا این پژوهش صرفاً بر شبیه‌سازی و شاخص‌های فیزیکی دوز متمرکز بوده است.

برای غلبه بر این محدودیت‌ها، پیشنهاد می‌شود مطالعات آینده با نمونه‌های چندمرکزی و داده‌های متنوع‌تر از انواع سرطان‌ها انجام شود تا تعمیم‌پذیری نتایج افزایش یابد. توسعه مدل‌های خودتنظیم برای MOCA می‌تواند وابستگی به تنظیمات اولیه را کاهش داده و همگرایی را بهبود بخشد. استفاده از یک الگوریتم دوزبندی یکسان و افزایش رزولوشن شبکه (مثلاً به زیر ۱ میلی‌متر) می‌تواند دقت محاسبات را برای ساختارهای ظریف ارتقا دهد. همچنین، به‌کارگیری روش‌های خودکار یا نیمه‌خودکار کانتورینگ با هوش مصنوعی می‌تواند ناهمگونی‌های دستی را کم کند. در نهایت، طراحی مطالعات طولی با جمع‌آوری داده‌های پیگیری تصویربرداری، بیولوژیکی، و پرسشنامه‌های کیفیت زندگی (مانند EORTC QLQ-C30) می‌تواند ارتباط بهینه‌سازی دوز با نتایج بالینی را روشن کرده و ارزش واقعی

References

1. Wang K, Tepper JE. Radiation therapy-associated toxicity: Etiology, management, and prevention. *CA Cancer J Clin* 2021; 71(5): 437-54.
2. Samarasinghe G, Jameson M, Vinod S, Field M, Dowling J, Sowmya A, et al. Deep learning for segmentation in radiation therapy planning: a review. *J Med Imaging Radiat Onco* 2021; 65(5): 578-95.
3. Ghaheri A, Shoar S, Naderan M, Hoseini SS. The applications of genetic algorithms in medicine. *Oman Med J* 2015; 30(6): 406-16.
4. Holland DE, Olesen RJ, Bevins JE. Multi-objective genetic algorithm optimization of a directionally sensitive radiation detection system using a surrogate transport model. *Eng Appl Artif Intell* 2021; 104: 104357.
5. Nazareth DP, Brunner S, Jones MD, Malhotra HK, Bakhtiari MJ. Optimization of beam angles for intensity modulated radiation therapy treatment planning using genetic algorithm on a distributed computing platform. *J Med Phys* 2009; 34(3): 129-32.
6. Cotrutz C, Xing LJP. Segment-based dose optimization using a genetic algorithm. *Phys Med Biol* 2003; 48(18): 2987-98.
7. Fallahi A, Mahnam M, Akhavan Niaki ST. Direct aperture optimization for intensity modulated radiation therapy: Two calibrated metaheuristics and liver cancer case study. *IJIEPR* 2022; 33(2): 1-14.
8. Haupt A, Christoffersen P, Damani M, Hadfield-Menell DJAA, Systems M-A. Formal contracts mitigate social dilemmas in multi-agent reinforcement learning. *Auton Agent Multi-Agent Syst* 2024; 38(2): 1-38.
9. Murad SF. Optimization of radiation therapy techniques for improved patient outcomes. *EIMJE* (2994-9521). 2024; 2(5): 529-42.
10. Narasimham N, Prasad AR. Metaheuristic algorithm for constrained optimization in radiation therapy treatment planning: design and performance comparison. *Adv Artif Intell Mach Learn* 2025; (3):4034-52.
11. Pepin MD, Penoncello GP, Brom KM, Gustafson JM, Long KM, Rong Y, et al. Assessment of dose-volume histogram precision for five clinical systems. *Med Phys* 2022; 49(10): 6303-18.
12. Harden SV, Chiew KL, Millar J, Vinod SK. Quality indicators for radiation oncology. *J Med Imaging Radiat Oncol* 2022; 66(2): 249-57.
13. Hörner-Rieber J, Forster T, Hommertgen A, Haefner MF, Arians N, König L, et al. Intensity modulated radiation therapy (IMRT) with simultaneously integrated boost shortens treatment time and is noninferior to conventional radiation therapy followed by sequential boost in adjuvant breast cancer treatment: results of a large randomized phase III trial (IMRT-MC γ trial). *International Journal of Radiation Oncology* Biology* Physics* 2021; 109(5): 1311-24.
14. Wang S, Tang W, Luo H, Jin F, Wang Y. The role of image-guided radiotherapy in prostate cancer: A systematic review and meta-analysis. *Clin Transl Radiat Oncol* 2023; 38: 81-9.
15. Kargar N, Zeinali A, Molazadeh M. Impact of dose calculation algorithms and radiobiological parameters on prediction of cardiopulmonary complications in left breast radiation therapy. *J Biomed Phys Eng* 2024; 14(2): 129-40.
16. Singh P, Mishra A, Mishra SK. A comprehensive analysis of the challenges and potential side effects of radiation therapy for palliative cancer treatment. *Médecine Palliative* 2024; 23(2): 75-91.
17. Benedick T, Galvan J, Alshehri WAA, Fue R, Asbach J, Le AH, et al. Data-mining and machine learning for knowledge-based treatment planning support in radiation therapy of head and neck cancer using anatomical structure and tumor position. *Medical Imaging 2024: Imaging Informatics for Healthcare, Research, and Applications*; 2024: SPIE.
18. Vasudevan SS, Deeb H, Katta A, Olinde L, Pang J, Asarkar AA, et al. Efficacy and safety of proton therapy versus intensity-modulated radiation therapy in the treatment of head and neck tumors: A systematic review and meta-analysis. *Head Neck* 2024; 46(10): 2616-31.
19. Ocaña-Tienda B, León-Triana O, Pérez-Beteta J, Jiménez-Sánchez J, Pérez-García VM. Radiation necrosis after radiation therapy treatment of brain metastases: A computational approach. *PLOS Comput Biol* 2024; 20(1): e1011400.

Comparison of Multi-Objective Cuckoo Search Algorithm and Genetic Algorithm in Optimization of Intensity-Modulated Radiation Therapy (IMRT)

Leili Nekozad¹, Mehdi Salehi Barogh², Noushin Banaei Rezaieh³, Elham Sanei⁴

Original Article

Abstract

Background: Intensity-modulated radiation therapy (IMRT) is an advanced cancer treatment method that delivers high radiation doses to the target tumor while reducing damage to organs at risk (OARs). Given the complexity of this approach, multi-criteria optimization (MCO) is essential for balancing tumor coverage and reducing OAR doses. This study compared the performance of the multi-objective cuckoo algorithm (MOCA) and the genetic algorithm (GA) in optimizing IMRT treatment planning.

Methods: This study utilized data from 20 patients with head and neck cancer who underwent IMRT. Treatment planning was performed using MOCA and GA, and their performance was assessed based on dose-volume histograms (DVH), conformity index (CI), homogeneity index (HI), and computational time. Statistical tests were applied to analyze the data and compare the results between the two algorithms.

Findings: Results indicated that the MOCA algorithm performed better than GA. MOCA improved the mean tumor coverage (D95%) to 98.5% compared to 97.2% for GA ($P < 0.01$). Additionally, MOCA reduced the mean dose to OARs (Dmean) by 8% ($P < 0.05$) and performed computations 25% faster than GA. The conformity index (CI) was higher in MOCA, while the homogeneity index (HI) showed no significant difference between the two algorithms.

Conclusion: Compared to GA, MOCA demonstrated superior performance in optimizing IMRT treatment planning. This algorithm enhances tumor coverage, reduces OAR dose exposure, and improves computational efficiency. However, further studies are required to validate its generalizability and clinical applicability for other cancer types. The findings of this study provide a foundation for improving therapeutic strategies in radiation oncology.

Keywords: Radiotherapy; Multi-criteria decision making; Algorithms; Head and neck neoplasms; Treatment planning

Citation: Nekozad L, Salehi Barogh M, Banaei Rezaieh N, Sanei E. Comparison of Multi-Objective Cuckoo Search Algorithm and Genetic Algorithm in Optimization of Intensity-Modulated Radiation Therapy (IMRT). J Isfahan Med Sch 2025; 43(834): 1284-93.

1- PhD Student, Department of Nuclear Engineering-Medical Radiation Engineering, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran

2- Professor, Department of Nuclear Engineering-Medical Radiation Engineering, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran

3- Assistant Professor, Department of Nuclear Engineering-Medical Radiation Engineering, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran

4- Assistant Professor, Department of Nuclear Engineering-Medical Radiation Engineering, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran

Corresponding Author: Mehdi Salehi Barogh, Professor, Department of Nuclear Engineering-Medical Radiation Engineering, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran; Email: m.s.barogh@gmail.com