Хиймэл оюун ашиглан цээжний рентген зургийн эмгэг өөрчлөлтийг үнэлсэн үр дүн

Ц.Цахим-Эрдэнэ[1], Г.Эрдэнэбал[1], С.Ваанчигсүрэн[1], П.Төгсжаргал[1], Х.Дэлгэрдалай[1], Д.Түвшинжаргал[1], Д.Мөнхбаатар[1]

[1]АШУҮИС, АУС, Радиологийн тэнхим
Цахим шуудан: tsakhim-erdene@mnums.edu.mn, Утас: 88085130

Түлхүүр үг:
COVID-19
Эмгэг өөрчлөлт
Урдчилан сэргийлэх үзлэг
Харьцуулах

Товч утга:
Үндэслэл: Цээжний рентген зураг нь цочмог болон архаг явцтай уушгины өвчнийг оношлоход ашиглагддаг, хямд өртөгтэй, хурдан, өвчтөний орны дэргэд хийгдэх боломжтой радиологийн суурь шинжилгээний арга юм. Уушгины эмгэгийг рентген зурагт илрэх шинжээр нь тархмал болон голомтот гэж үндсэн хоёр бүлэг болгон ангилдаг ба хэмжээ болон дүрслэлийн чанараас хамаарч 70-85%-ийн магадлалтайгаар өөрчлөлтийг илрүүлдэг. Яаралтай тусламжийн болон ажлын хэт ачаалалтай үед, голомтот өөрчлөлтийн хэмжээ 1 см-с бага үед гэх мэт хүчин зүйлүүдээс шалтгаалсан рентген зургийн дүгнэлтэнд тусгагдаагүй алдах эрсдлүүд дүрс оношилгооны эмчид байнга тулгарч байдаг. Хиймэл оюуныг ашиглан уушгины хавдар, COVID-19, уушгины хатгаа өвчнүүдийн үеийн цээжний рентген зурагт дүн шинжилгээ хийсэн хэд хэдэн судалгаануудын үр дүнд радиологийн эмч + хиймэл оюун хамтарч хийсэн дүгнэлтийн мэдрэг чанар 88 - 95% хүртэл нэмэгдсэн байгаа ч манай улсад энэ чиглэлээр хийсэн судалгаа хомс байгаа учраас бидний судалгааны ажлын үндэслэл боллоо. **Зорилго:** Цээжний рентген зурагт хиймэл оюун ашиглан зарим эмгэгүүдийг үнэлэн, радиологийн эмчийн дүгнэлттэй харьцуулан судлах. **Арга, аргачлал:** Бид энэхүү судалгааг ретроспектив загвараар хийж хэгүйцэтгэсэн. Ингэхдээ АШУҮИС-ийн, Монгол-Японы эмнэлгийн радиологийн тасагт 2022 оны 09 сарын 10-аас 09 сарын 30-ны хооронд авагдсан 845 цээжний рентген зургаас судалгаанаас хасах шалгуурыг баримтлан 721 зургийг радиологийн дөрвөн эмчийн дүгнэлт болон хиймэл оюуны гаргасан дүгнэлттэй харьцуулан судлав. **Үр дүн:** Судалгаанд нийт 721 үйлчлүүлэгчийн эгц ардаас авсан рентген зургийг ашиглав. Судалгаанд хамрагдсан рентген зургууд нь 377 эрэгтэй хүний, 344 эмэгтэй хүний рентген зураг байв. Судалгаанд ашигласан рентген зургийг насны бүлгээр ангилж үзэхэд 10-19 насны 24, 20-29 насны 114, 30-39 насны 150, 40-49 насны 147, 50-59 насны 97, 60-69 насны 96, 70-79 насны 58, 80-89 насны үйлчлүүлэгчдийн тус тус 37 рентген зураг байв. Радиологийн эмчийн рентген зургуудыг үнэлсэн дүгнэлтэнд 331 (46%) рентген зураг эмгэг өөрчлөлттэй, 390 (54%) рентген зураг эмгэг өөрчлөлтгүй гэж тусгасан бол хиймэл оюунаар үнэлүүлсэн рентген зургийн хариунд 392 (54%) зураг эмгэг өөрчлөлттэй, 329 (46%) зураг эмгэг өөрчлөлтгүй гэж дүгнэсэн байв. Рентген зурагт илэрсэн эмгэг өөрчлөлт ба эрүүл рентген зургийг ялган оношлох утга дээр тулгуурлан радиологийн эмч болон хиймэл оюун хоорондын мэдрэг, өвөрмөц чанарыг харьцуулан үнэлсэн ба рентген зургийн эмгэг өөрчлөлтийг илрүүлэх хиймэл оюуны өвөрмөц чанар 95.8%, мэдрэг чанар 89% байв. **Дүгнэлт:** Цээжний рентген зургийг үнэлсэн хиймэл оюуны зөв дүгнэлтийн хувь болон мэдрэг чанар 89% буюу өндөр байгаа нь эмнэлзүйн практикт ашиглах бүрэн боломжтойг харуулж буй бөгөөд урьдчилан сэргийлэх болон эрт илрүүлгийн цээжний рентген зургийн дүгнэлт гаргахад ашиглах боломжтойг харуулж байна.

Үндэслэл: Цээжний рентген зураг нь цочмог болон архагявцтай уушгины өвчнийг оношлоход ашиглагддаг, хямд өртөгтэй, хурдан, өвчтөний орны дэргэд хийгдэх боломжтой радиологийн суурь шинжилгээний арга юм. Уушгины эмгэгийг рентген зурагт илрэх шинжээр нь тархмал болон голомтот гэж үндсэн хоёр бүлэг болгон ангилдаг ба хэмжээ болон дүрслэлийн чанараас хамаарч 70-85%-ийн магадлалтайгаар өөрчлөлтийг илрүүлдэг[1]. Яаралтай тусламжийн болон ажлын хэт ачаалалтай үед, голомтот өөрчлөлтийн хэмжээ 1 см-с бага үед гэх мэт хүчин зүйлүүдээс шалтгаалсан рентген зургийн дүгнэлтэнд тусгагдаагүй алдах эрсдлүүд дүрс оношилгооны эмчид байнга тулгарч байдаг. Хиймэл оюуныг ашиглан уушгины хавдар, COVID-19, уушгины хатгаа өвчнүүдийн үеийн цээжний рентген зурагт дүн шинжилгээ хийсэн хэд хэдэн судалгаануудын үр дүнд радиологийн эмч + хиймэл оюун хамтарч хийсэн дүгнэлтийн мэдрэг чанар 88%-с 95% хүртэл нэмэгдсэн байна[2,3].

Хиймэл оюуны үр дүнг дангаар нь онош гэж үзэхээс илүүтэй эмчийн дүгнэлтийг дэмжих, эмгэг өөрчлөлттэй эсэхэд үнэлгээ өгч, анхааруулах, ажлын урсгалыг эрэмбэлэх боломжтой хэрэгсэл гэж үзэх нь зохистой болохыг судлаачид онцлон тэмдэглэсэн байна[1,2]. Иймд тухайн системийг бодит эмнэлзүйн орчинд нэвтрүүлэхийн өмнө эмнэлгийн өвчтөний бүлэг, эмчлүүлэгчийн өвчний төрөл, радиологийн төхөөрөмж, дүрсийн протоколд гүйцэтгэлийг шалгах шаардлагатай байдаг. Гүн сургалтын болон хиймэл оюуны аргууд нь их хэмжээний дүрсийн өгөгдлөөс хэв шинжийн онцлог дээр суралцаж, зурагт өөрчлөлттэй хэсгийг тэмдэглэх, тодорхой эмгэгийн магадлалыг тооцоолох боломжтой[4,5]. Lunit insight CXR программ нь цээжний рентген зурагт зангилаа, нэвчдэст сүүдэр, уушги шалчийх, хөндийт сүүдэр, плеврийн хөндийн шингэн, плеврийн хөндийн хий зэрэг хэд хэдэн төрлийн эмгэг өөрчлөлтийг илрүүлэхэд зориулагдсан онцлогтой болохыг мөн цөөнгүй судлаачид дурдсан байна[3,8]. Хиймэл оюуныг рентген зурагтай хослуулан ашигласан үр дүнг судалсан судалгаануудад тухайн өвчтөний өвчний онцлог, эмгэг өөрчлөлтийн хэмжээ, тархалт, эмнэлзүйн орчин, зураг авах технологи зэргээс шалтгаалан үр дүн ялгаатай байж болох талаар дурдсан байдаг[9,10].

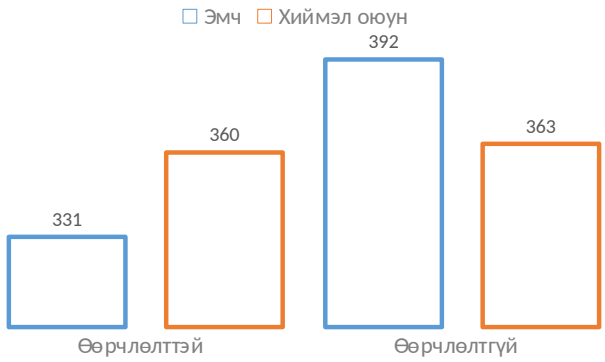
Эмнэлзүйн анагаах ухаанд радиологийн зургийг үнэлэх явцад эмч нарын гаргадаг алдааны түвшнийг өвчтөн, эрүүл мэндий байгууллагад учирч болзошгүй үр дагаврыг харгалзан өргөн хүрээнд судалсан байна[11]. Радиологийн шинжилгээг үнэлэх үеийн алдаа нь анатомийн хувьд анзаарагдахгүй үлдэх хэсэгт байрласан эмгэг өөрчлөлтийг илрүүлж чадахгүй өнгөрөх, дүрс оношилгооны төхөөрөмжийн тохиргоог оновчтой ашиглаагүй байх, эмгэг бүтцүүд дахцах, эсвэл зарим өвчин хэвийн бус хэлбэрээр илрэх зэрэг олон хүчин зүйлээс шалтгаалж болно[12,13]. Мэргэжлийн ур чадвар, эмнэлзүйн мэдлэг, технологийн шинэчлэл ихээхэн хөгжсөн хэдий ч анагаах ухаанд оношилгооны алдааны түвшин, цаг хугацааны явцад төдийлөн өөрчлөгдөөгүй хэвээр байгаа нь анхаарал татаж байна. Иймд дүрс оношилгооны техникч, эмчид зураг авах, үнэлэх явцад дэмжлэг үзүүлэх зорилгоор хиймэл оюунд суурилсан программ хангамж ашиглахыг зөвлөсөн судалгаанууд байдаг[3,4,14]. Мөн урьдчилан сэргийлэх зорилгоор хийгддэг радиологийн аргуудад хиймэл оюун ашиглаж болох талаар дурдсан судалгаанууд байдаг байна. Манай улсад цээжний рентген зургийг үнэлэхэд хиймэл оюуныг ашиглаж болох эсэх дээр эмчийн ба хиймэл оюуны дүгнэлтийг харьцуулан судалсан судалгааны ажил хомс байгаа нь бидний судалгааны ажлын үндэслэл боллоо.

Зорилго: Цээжний рентген зурагт хиймэл оюун ашиглан зарим эмгэгүүдийг үнэлэн, радиологийн эмчийн дүгнэлттэй харьцуулан судлах.

Арга, аргачлал: Бид энэхүү судалгааг ретроспектив загвараар хийж хэгүйцэтгэсэн. Ингэхдээ АШУҮИС-ийн, Монгол-Японы эмнэлгийн радиологийн тасагт 2022 оны 09 сарын 10-аас 09 сарын 30-ны хооронд авагдсан 845 цээжний рентген зургаас судалгаанаас хасах шалгуурыг баримтлан 721 зургийг радиологийн дөрвөн эмчийн дүгнэлт болон хиймэл оюуны гаргасан дүгнэлттэй харьцуулан судлав. Рентген зураг авах төхөөрөмж: Shimadzu Perfox 3000 2019. Рентген зургийн стандарт: Цээжний эгц байрлалын 120 kV, 160 mA, 32 msec авсан рентген зураг. Хиймэл оюуны програм хангамж: Lunit insight CXR, 9 төрлийн эмгэг өөрчлөлтийг илрүүлэх боломжтой, ~224’000 өгөгдлийн санд тулгуурлан боловсруулагдсан. Эмгэг өөрчлөлтийг илрүүлэх хамгийн доод хэмжээ нь 0.5 см. Эмгэг өөрчлөлтийн төрлүүдэд плеврийн хөндийн шингэн, хэвлийн хөндийд сул хий хурах, плеврийн хөндийн сул хий, голомтот сүүдэр, фиброз өөрчлөлт, нэвчдэст сүүдэр, зүрх томрох, уушги шалчийх, шохойжсон голомтот сүүдэр гэсэн өөрчлөлтүүдийг багтаав. Статистик боловсруулалт: Pearson’s chi-squared test, sensitivity and specificity rate.

Үр дүн: Судалгаанд нийт 721 үйлчлүүлэгчийн эгц ардаас авсан рентген зургийг ашиглав. Судалгаанд хамрагдагсдын рентген зургийг насны бүлгээр ангилахад 377 эрэгтэй хүний, 344 эмэгтэй хүний зургууд байв. Судалгаанд ашигласан рентген зургийг насны бүлгээр ангилж үзэхэд 10-19 насны (n=24), 20-29 насны 114, 30-39 насны 150, 40-49 насны 147, 50-59 насны 97, 60-69 насны 96, 70-79 насны 58, 80-89 насны тус тус 37 рентген зураг байв.

Радиологийн эмчийн рентген зургуудыг үнэлсэн дүгнэлтэнд 331 (46%) рентген зураг эмгэг өөрчлөлттэй, 390 (54%) рентген зураг эмгэг өөрчлөлтгүй гэж тусгасан бол хиймэл оюунаар үнэлүүлсэн рентген зургийн хариунд 392 (54%) зураг эмгэг өөрчлөлттэй, 329 (46%) зураг эмгэг өөрчлөлтгүй гэж тус тус дүгнэсэн байв.



Зураг 1. Эмч болон хиймэл оюуны гаргасан дүгнэлт хоорондын зохицол

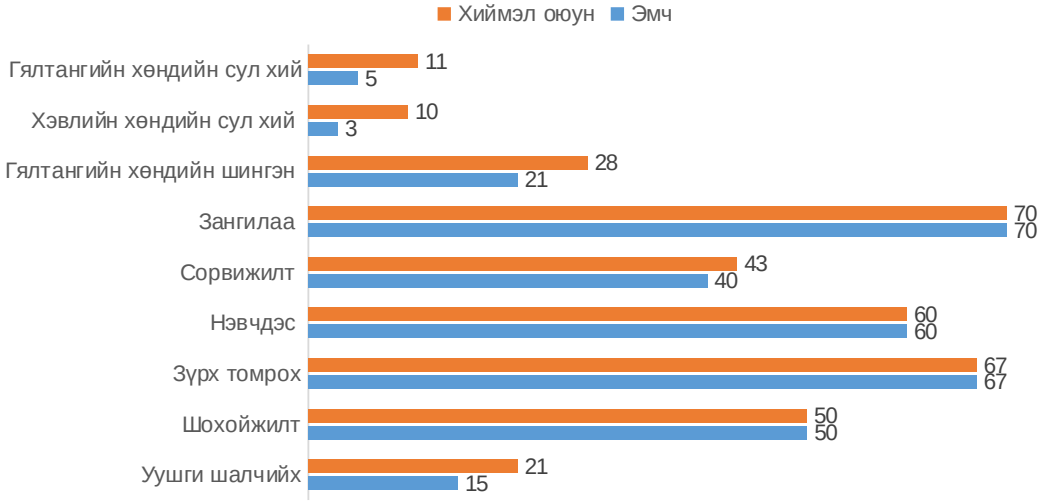
Радиологийн эмч нарын болон хиймэл оюуны дүгнэлтийн хоорондын хамаарлыг судлахад мэдрэг чанар Se-0.89, өвөрмөц чанар Sp-0.78, эерэг магадлалын харьцаа PLR-5.78, сөрөг магадлалын харьцаа NLR-0.73, эерэг таамаглах утга PPV-0.69, сөрөг таамаглах утга NPV-0.68 байв (Хүснэгт 1).

Цээжний рентген зурагт илэрсэн эмгэг өөрчлөлтүүдийг радиологийн эмч ба хиймэл оюуны үнэлсэн дүгнэлтийг задлан шинжлэхэд гялтангийн хөндийд хий хурсан өөрчлөлттэй гэж 11 зургийг хиймэл оюун үнэлсэн бол 5 зургийг эмч, хэвлийн хөндийд хий хурсан өөрчлөлттэй гэж 10 зургийг хиймэл оюун үнэлсэн бол 3 зургийг эмч, гялтангийн хөндийд шингэн хурсан гэж 28 зургийг хиймэл оюун үнэлсэн бол 21 зургийг эмч, уушгины зангилаатай гэж 70 зургийг хиймэл оюун үнэлсэн бол эмч 70, уушгины фиброз гэж 43 зургийг хиймэл оюун үнэлсэн бол эмч 60, нэвчдэст өөрчлөлттэй гэж 40 зургийг хиймэл оюун үнэлсэн бол эмч 60, зүрх томорсон эмгэгтэй гэж 67 зургийг хиймэл оюун үнэлсэн бол эмч 67, шохойжилттой гэж 50 зургийг эмч ба хиймэл оюун үнэлсэн, уушги шалчийсан гэж хиймэл оюун 21 зургийг үнэлсэн бол эмч 15 зургийг үнэлсэн байна.

Хүснэгт 1. Радиологийн эмч болон хиймэл оюуны дүгнэлт хоорондын хамаарлыг судалсан дүн

Статистик хамаарал	Эмчийн дүгнэлт (Mean, 95% CI)	Хиймэл оюун (дундаж утга)	*p* утга
Se	±0.94 (0.88 – 0.98)	0.89	<0.005
Sp	±0.88 (0.79 – 0.91)	0.78	<0.005
PLR	±7.3 (6.7 – 8.1)	5.78	0.215
NLR	±0.58 (0.49 – 0.63)	0.73	<0.005
PPV	±0.61 (0.54 – 0.67)	0.69	0.121
NPV	±0.85 (0.72 – 0.91)	0.68	<0.005

Дээрх үнэлгээг нэгтгэн дүгнэхэд гялтангийн хөндийд хий хурах шинж, хэвлийн хөндийд сул хий хурах шинж, уушги шалчийх эмгэг өөрчлөлтүүдийг үнэлсэн дүгнэлтүүдэд хамгийн их зөрүүтэй үнэлгээ хийгдсэн байна (Зураг 2).



Зураг 2. Цээжний рентген зурагт илэрсэн эмгэг өөрчлөлтийг стодорхойлсон дүн

Рентген зурагт илэрсэн эмгэг өөрчлөлт ба эрүүл рентген зургийг ялган оношлох утга дээр тулгуурлан радиологийн эмч болон хиймэл оюун хоорондын мэдрэг, өвөрмөц чанарыг харьцуулан үнэлсэн ба рентген зургийн эмгэг өөрчлөлтийг илрүүлэх хиймэл оюуны өвөрмөц чанар 95.8%, мэдрэг чанар 89% байв (Хүснэгт 2).

Хүснэгт 2. Эмч болон хиймэл оюуны дүгнэлтийг харьцуулсан дүн

Эмч	Хиймэл оюун		Өвөрмөц чанар	Мэдрэг чанар	*p* утга
	Тийм	Үгүй	95.8%	89.1%	<0.005
Тийм	349	43			
Үгүй	14	317			

Хэлцэмж: Судлаач Kim Ey (2021) нар Lunit insight хиймэл оюуны программыг ашиглан БНСУ-ын эмнэлгүүдийн нийт 3671 тохиолдолд радиологийн эмчийн болон хиймэл оюуны дүгнэлт хоорондын мэдрэг чанарыг 97.2% гэж тодорхойлсон бол судлаач Vasilev Y (2023) нар Европын улсуудаас нийт 664 тохиолдол 95.8% гэж тус тус тодорхойлсон ны бидний судалгаагаар 89% гэж тодорхойлосон үр дүнтэй дүйж байна. мэдрэг чанартай байсан нь бидний судалгааны үр дүнтэй ойролцоо байв[4,6,7]. Европын улсуудын эмнэлгүүдэд хийгдсэн судалгааны үр дүнд уушгины аталектазын үед эмч болон хиймэл оюуны гаргасан дүгнэлт хоорондын зохицол сул байсан нь бидний судалгааны үр дүнтэй тохирч байв[15,16]. Бидний судалгааны үр дүнд 723 цээжний рентген зураг хиймэл оюун болон радиологийн эмчийн дүгнэлтийн хооронд өндөр мэдрэг тохирол ажиглагдаж байгаа хэдий ч судалгааны явцад хажуу зураг өгч буй үнэлгээ, гялтангийн хөндийд хий хурах эмгэгийн үнэлгээ, хэвлийн хөндийд хий хурах эмгэгийн үнэлгээ, уушги шалчийх эмгэгт өгч буй үнэлгээнүүд хоорондоо зөрөөтэй байсныг тэмдэглэх нь зөв юм[17]. Иймд цаашид судалгааг үргэлжлүүлэхдээ цээжний хөндийн КТ-ийн шинжилгээгээр баталгаажсан рентген зургийг сонгон авч, алдааны утгыг тооцох нь хамгийн найдвартай, зөв арга гэж үзэж байна. Оношилгооны нарийвчлалын судалгааг тайлагнахдаа оролцогчдын сонгосон арга, хасаг шалгуур, индекс тестийн босго, лавлах стандарт, үнэлгээ, дутуу өгөгдөл, урьдчилан тодорхойлсон үр дүн болон итгэлцлийн интервалыг ил тод тайлагнахыг STARD удирдамж зөвлөдөг байна[5].

Судалгааны хязгаарлагдмал тал: Бид судалгаандаа Lunit insight программаас өөр төрлийн рентген зураг дүгнэх хиймэл оюун ашиглаагүй нь судалгааны хязгаарлагдмал тал болсон гэж үзэж байна.

Дүгнэлт: Цээжний рентген зургийг үнэлсэн хиймэл оюуны зөв дүгнэлтийн хувь болон мэдрэг чанар 89% буюу өндөр байгаа нь эмнэлзүйн практикт ашиглах бүрэн боломжтойг харуулж буй бөгөөд урьдчилан сэргийлэх болон эрт илрүүлгийн цээжний рентген зургийн дүгнэлт гаргахад ашиглах боломжтойг харуулж байна.

Ном зүй:

1. *Siewert B, Sosna J, McNamara A, Raptopoulos V, Kruskal JB. Missed lesions at abdominal oncologic CT: lessons learned from quality assurance. Radiographics. 2008;28(3):623-638. doi:10.1148/rg.283075188*
2. *Yun SJ, Kim HC, Yang DM, Kim SW, Rhee SJ, Ahn SE. Diagnostic errors when interpreting abdominopelvic computed tomography: a pictorial review. Br J Radiol. 2017;90(1073):20160928. doi:10.1259/bjr.20160928*
3. *Degnan AJ, Ghobadi EH, Hardy P, et al. Perceptual and interpretive error in diagnostic radiology—causes and potential solutions. Acad Radiol. 2019;26(6):833-845. doi:10.1016/j.acra.2018.11.006*
4. *Bossuyt PM, Reitsma JB, Bruns DE, et al. STARD 2015: an updated list of essential items for reporting diagnostic accuracy studies. BMJ. 2015;351. doi:10.1136/bmj.h5527*
5. *Cohen JF, Korevaar DA, Altman DG, et al. STARD 2015 guidelines for reporting diagnostic accuracy studies: explanation and elaboration. BMJ Open. 2016;6(11). doi:10.1136/bmjopen-2016-012799*
6. *Kim EY, Kim YJ, Choi WJ, et al. Performance of a deep-learning algorithm for referable thoracic abnormalities on chest radiographs: a multicenter study of a health screening cohort. PLoS One. 2021;16(2). doi:10.1371/journal.pone.0246472*
7. *Vasilev Y, Vladzymyrskyy A, Omelyanskaya O, Blokhin I, Kirpichev Y, Arzamasov K. AI-based CXR first reading: current limitations to ensure practical value. Diagnostics (Basel). 2023;13(8):1430. doi:10.3390/diagnostics13081430*
8. *Lunit. Lunit INSIGHT CXR: comprehensive chest X-ray AI detection software. Accessed October 17, 2026. https://www.lunit.io/en/ai-radiology-software/insight-cxr/*
9. *Rajpurkar P, Irvin J, Ball RL, et al. Deep learning for chest radiograph diagnosis: a retrospective comparison of the CheXNeXt algorithm to practicing radiologists. PLoS Med. 2018;15(11):e1002686. doi:10.1371/journal.pmed.1002686.*
10. *Wu JT, Wong KCL, Gur Y, et al. Comparison of chest radiograph interpretations by artificial intelligence algorithm vs radiology residents. JAMA Netw Open. 2020;3(10):e2022779. doi:10.1001/jamanetworkopen.2020.22779.*
11. *Seah JCY, Tang CHM, Buchlak QD, et al. Effect of a comprehensive deep-learning model on the accuracy of chest x-ray interpretation by radiologists: a retrospective, multireader multicase study. Lancet Digit Health. 2021;3(8):e496-e506. doi:10.1016/S2589-7500(21)00106-0.*
12. *Hwang EJ, Park S, Jin KN, et al. Development and validation of a deep learning-based automated detection algorithm for major thoracic diseases on chest radiographs. JAMA Netw Open. 2019;2(3):e191095. doi:10.1001/jamanetworkopen.2019.1095.*
13. *Wehbe RM, Sheng J, Dutta S, et al. DeepCOVID-XR: an artificial intelligence algorithm to detect COVID-19 on chest radiographs trained and tested on a large U.S. clinical data set. Radiology. 2021;299(1):E167-E176. doi:10.1148/radiol.2020203511.*
14. *Murphy K, Smits H, Knoops AJG, et al. COVID-19 on the chest radiograph: a multi-reader evaluation of an artificial intelligence system. Radiology. 2020;296(3):E166-E172. doi:10.1148/radiol.2020201874.*
15. *Harris M, Qi A, Jeagal L, et al. A systematic review of the diagnostic accuracy of artificial intelligence-based computer programs to analyze chest x-rays for pulmonary tuberculosis. PLoS One. 2019;14(9):e0221339. doi:10.1371/journal.pone.0221339.*
16. *Qin ZZ, Sander MS, Rai B, et al. Using artificial intelligence to read chest radiographs for tuberculosis detection: a multi-site evaluation of the diagnostic accuracy of three deep learning systems. Sci Rep. 2019;9:15000. doi:10.1038/s41598-019-51503-3.*
17. *Tuberculosis detection from chest x-rays for triaging in a high tuberculosis-burden setting: an evaluation of five artificial intelligence algorithms. Lancet Digit Health. 2021;3(9):e543-e554. doi:10.1016/S2589-7500(21)00116-3.*

Results of AI-assisted evaluation of abnormal findings on chest radiographs

Tsakhim-Erdene Ts[1], Erdenebal G[1], Vaanchigsuren S[1], Tugsjargal P[1], Delgerdalai Kh[1], Tuvshinjargal D[1], Munkhbaatar D[1]

[1]Department of Radiology, School of Medicine, MNUMS
E-mail: tsakhim-erdene@mnums.edu.mn, Tel: +976-88085130

Abstract:
Background: Chest radiography is a fundamental imaging modality used to diagnose acute and chronic pulmonary diseases. It is relatively inexpensive, rapid, and can be performed at the bedside. Pulmonary abnormalities identified on chest radiographs are generally classified into two main categories: diffuse and focal. Depending on lesion size and image quality, abnormalities can be detected with an estimated accuracy of 70–85%. However, radiologists may overlook findings due to several factors, including heavy workloads, emergency conditions, and the presence of small focal lesions measuring less than 1 cm. Previous studies evaluating the application of artificial intelligence (AI) to chest radiographs for detecting lung cancer, COVID-19, and pneumonia have reported that the sensitivity of diagnostic interpretations improves from 88% to 95% when radiologists and AI work together.
Aim: To evaluate selected thoracic abnormalities on chest radiographs using artificial intelligence and compare the results with radiologists' interpretations.
Materials and Methods: This retrospective study was conducted in the Department of Radiology at the Mongolia–Japan Hospital of the Mongolian National University of Medical Sciences. A total of 845 chest radiographs obtained between September 10 and September 30, 2022, were reviewed. After applying the exclusion criteria, 721 chest radiographs were included. The interpretations provided by four radiologists were compared with the results generated by an AI system.
Results: A total of 721 posteroanterior chest radiographs were included in the study, comprising 377 images from male patients and 344 from female patients. By age group, the images included 24 from patients aged 10–19 years, 114 from those aged 20–29 years, 150 from those aged 30–39 years, 147 from those aged 40–49 years, 97 from those aged 50–59 years, 96 from those aged 60–69 years, 58 from those aged 70–79 years, and 37 from those aged 80–89 years. Radiologists identified abnormalities in 331 (46%) radiographs and reported no abnormalities in 390 (54%). In comparison, the AI system classified 392 (54%) radiographs as abnormal and 329 (46%) as normal. Using the radiologists' interpretations as the reference standard, the AI system demonstrated a specificity of 95.8% and a sensitivity of 89% for detecting abnormalities on chest radiographs.
Conclusion: The AI system demonstrated high sensitivity and specificity in detecting abnormalities on chest radiographs, suggesting its potential utility in clinical practice. Its application may be particularly beneficial in supporting the interpretation of chest radiographs used for preventive screening and early detection of pulmonary abnormalities.

Keywords: COVID-19, abnormal findings, screening, comparison.