

БЪДЕЩАТА РОЛЯ НА ГОЛЕМИТЕ ИНФОРМАЦИОННИ МАСИВИ И МАШИННОТО САМООБУЧЕНИЕ В ЕФЕКТИВНОСТТА НА ИНСПЕКЦИИТЕ НА ЗДРАВΟΣЛОВНИТЕ И БЕЗОПАСНИ УСЛОВИЯ НА ТРУД

Въведение

Инспекциите вероятно са най-важният инструмент на политиката, използван от държавните инспекции по-труда, за да се гарантира, че предприятията предприемат необходимите стъпки за спазване на разпоредбите за здравословни и безопасни условия на труд. Ефектът от тези инспекции обаче зависи от няколко различни фактора. Основен фактор е процесът на подбор на обекти за инспекция, т.е. дружествата или обектите, които да бъдат инспектирани. По принцип съществуват поне три различни подхода за подбор. Първият подход е да се инспектират всички дружества, независимо от техния потенциален риск, размера на дружеството, отрасъла или каквито и да било други критерии. Вторият подход включва избор на предприятия въз основа на подбор на случаен принцип, при който за всяко дружество, независимо от някоя от характеристиките, има една и съща вероятност да бъде избрано. Що се отнася до превантивните и икономически условия, и двата метода обикновено се считат за неефективни (Blanc, 2013 г.). Поради това повечето инспекции по труда избират обекти въз основа на третия подход, а именно подходът, основан на риска. Накратко, подходът, основан на риска, включва подбор на обекти за инспекция въз основа на нивото на риска.

Въпреки че подходът, основан на риска, е основен принцип за повечето съвременни инспекции по труда, съществуват значителни предизвикателства за практическото му прилагане. Основната причина за това е липсата на достатъчно прецизни методи за анализ на риска (Mischke и др., 2013 г.). Без подходящи методи, които да направят възможно приоритизирането, основано на риска, подходът, основан на риска, рискува да се превърне в декларация за правителствена политика, без да има осезаеми практически последици. Следователно е необходимо да се разработят методи, които позволяват целевия подбор на високорискови дружества (Weil, 2008 г.).

Повечето инспекции по труда събират и съхраняват огромни количества данни, свързани с техните обекти за инспекция и дейности по инспекция. Поради това инспекциите потенциално притежават големи и бързо увеличаващи се обеми от данни, които понастоящем се наричат „големи информационни масиви“. Големите информационни масиви, съчетани с технологията за машинно самообучение, се използват във все по-голяма степен за различни прогностични цели чрез учене от скритите тенденции в данните. Например прогнозната стойност на големите информационни масиви и техниките за машинно самообучение се тестват в различни области като прогнозиране при рак и резултати за пациентите, прогнозиране на несъстоятелност, прогнозиране на цените на петрола, откриване на данъчни измами, прогнозиране на престъпления и прогнозиране на фондовия пазар. Основният въпрос, който се разглежда в настоящия документ, е дали използването на технологии за обработка на големи информационни масиви и технология за машинно самообучение с оглед целеви подбор на високорискови обекти за инспекция е обещаващо средство за инспекциите по труда.

Основен на риска целеви подбор

Съгласно принципите на най-добрите практики за регулаторна политика, очертани от Организацията за икономическо сътрудничество и развитие (ОИСР, 2014 г.), анализът на риска и оценката на риска следва да бъдат основата за целеви подбор на обекти за инспекция за инспекциите по труда. Това означава, че дружествата следва да бъдат избирани за инспекция въз основа на оценки на вероятността и последиците от рискови елементи като злополуки, вредни експозиции и незаконни условия на труд. Фундаментът на основания на риска целеви подбор е признаването, че поради ограничените ресурси за инспекции не е възможно да се контролират всички рискови области и всички рискови обекти. По отношение на проверките на здравословните и безопасни условия на труд от страна на инспекциите по труда, това означава, че на някои проблемни области трябва да бъде отдаден приоритет пред други. Освен това на някои дружества трябва да се отдаде приоритет по отношение на инспекцията пред други.

Принципът на основания на риска целеви подбор не е нов. Преди почти 50 години в оценката на Комитета на Robens на системата на Обединеното кралство за надзор на безопасността и здравето на работното място основаният на риска подход (съчетан със саморегулирането) беше въведен като най-добрият вариант в процеса на модернизирание на регулаторната проверка (Robens, 1972 г.). За да се гарантира икономически ефективно използване на ресурсите за инспекции, в доклада Robens се препоръчва регулаторният орган да съсредоточи ресурсите си изборително върху най-сериозните проблемни области и да отдаде приоритет на предприятията и проблемите, установени чрез систематичния анализ на всички налични данни, свързани със здравето и безопасността, например статистически данни за злополуки, техническа информация и местни знания на инспекторатите.

Препоръките от доклада Robens бяха приети широко от инспекциите по труда в международен план и в държавите — членки на ЕС. Разпространението на основания на риска подход означава, че повечето съвременни трудови инспекции са възприели идеята за изтегляне на ресурсите от нискорискови обекти и за концентриране на повече ресурси за правоприлагане към обектите с най-високи рискове. За да се постигне това, е необходим някакъв вид анализ на данни. Добре развити са методите за анализ с цел идентифициране на високорискови промишлени сектори и групи от работници, изложени на риск. Подобни анализи, основани на риска, обикновено се основават на националните статистически данни, свързани например с професионалните заболявания, трудовите злополуки и професионалните експозиции. Анализите представляват основата за кампании за инспекции, стратегически планове и национални и дори международни приоритетни области.

Много по-малко често срещани в сравнение с широкообхватните анализи, основани на риска, са методите, които дават възможност за приоритизиране сред дружествата в рамките на даден отрасъл. По отношение на инспекциите по труда при един общ подход за определяне на конкретни предприятия, изложени на риск, трябва да се разчита на местните познания на инспекторите. Някои инспекции по труда, например тези на Дания и Швеция, проучиха възможностите за използване на системи за класифициране на риска въз основа на адитивни скали. Чрез използване на адитивни скали на всяко дружество се дават оценки за риска въз основа на няколко характеристики на дружеството (например размер, отрасъл и брой на регистрираните злополуки), които се добавят, за да се получи обща оценка, като тези с най-високи общи оценки са с приоритет за инспекция. Въпреки това проблемът с използването на подобни адитивни скали се състои в това, че те показват относително ниски нива на прогнозна валидност, т.е. резултатът не е особено подходящ за разделяне на високорисковите предприятия от тези с нисък риск.

Големи информационни масиви и машинно самообучение

Процесът на приоритизиране сред предприятията е сравним с намирането на игли в купа сено. В този случай купата сено потенциално се състои от стотици хиляди възможни обекти за инспекция, но само определен брой от тези обекти са игли, т.е. имат ниво на недопустим риск. Намирането на игли в купа сено в голяма степен описва какво представляват големите информационни масиви и машинното обучение.

Основната цел на алгоритмите за машинно самообучение е да се осигури статистически модел, който може да се използва, за да се правят прогнози, класификации, оценки или подобни задачи. Например в областта на прогнозирането на раковите заболявания от повече от три десетилетия изследователите използват алгоритми за машинно самообучение, за да предвидят податливостта на ракови заболявания, повторемостта на раковите заболявания и преживяемостта на болните от рак. В тематичен план прогнозирането на ракови заболявания е достатъчно отдалечено от основания на риска целеви подбор на обекти за инспекция. И двата вида обаче са примери за прогностични предизвикателства или проблеми от типа „игла в купа сено“.

Двата основни вида алгоритми за машинно самообучение са контролирано обучение и неконтролирано обучение. При контролираното обучение алгоритъмът се състои от зависима променлива (напр. ниво на риска), която трябва да се предвиди от набор от независими променливи. Точните прогнози, разбира се, изискват високи нива на корелация между независимите променливи и зависимата променлива. При неконтролираното обучение няма зависима променлива за прогнозиране, а целта на алгоритъма е да групира данните в групи (напр. различни рискови групи) по сходство. За разлика от адитивните скали, например тези, проучени от инспекциите по труда в Дания и Швеция, използваните алгоритми за машинно самообучение постепенно подобряват прогнозите си, предимно чрез проба и грешка. Това означава, че машината се учи от минали успехи (правилни прогнози) и грешки (грешни прогнози) и се опитва да отрази тези знания, за да направи прогнозите по-точни въз основа на получената обратна информация.

Използване на големи информационни масиви и машинно самообучение при избор на обекти за инспекция

Както контролираните, така и неконтролираните алгоритми за обучение изискват наличие на достатъчен обем от данни по отношение както на броя на наблюденията, така и на броя на променливите величини, обикновено наричани „характеристики“. Както вече беше отбелязано, повечето инспекции по труда събират и съхраняват огромни количества данни, свързани с техните обекти за инспекция и дейности по инспекция. Наличните данни обикновено се отнасят до специфични за дружеството характеристики, например брой на служителите, възраст на предприятието, промишлена група, брой на предишните проверки, резултати от предишни проверки и уведомления за злополуки. Освен това обемът на данните се увеличава ежедневно, тъй като се добавят резултати от нови инспекции. По принцип справянето с предизвикателството, свързано с определянето на високорискови дружества чрез използване на големи информационни масиви, поне на пръв поглед следва да е добре пригодно за алгоритми за машинно самообучение. Въпреки това са предприети малко такива опити. Съществуват обаче няколко важни изключения, които показват, че големите информационни масиви и машинното самообучение могат да бъдат от голямо значение за инспекциите по труда, за да се разреши проблемът с целевия подбор на високорискови обекти за инспекции.

Първият пример е изследване, при което се проучва пригодността на методите за машинно самообучение за предвиждане на злополуки на работното място или по-специално на падания на нивото на пода (Matías и др., 2008 г.). Въпреки относително точните прогнози недостатъкът на това проучване е, че характеристиките, включени в алгоритмите, не представляват вида данни, с които обикновено разполагат инспекциите по труда (напр. използване на лични предпазни средства и практики за поддръжка на работното място). Освен това паданията на нивото на пода представляват само малка част от рисковете на работното място, с които се занимават инспекциите по труда.

Вторият пример е и тема на изследване (Hajakbari и Minaei-Bidgoli, 2014 г.). В рамките на това проучване беше разработена точкова система за прогнозиране на риска от трудови злополуки. Освен това в проучването се стига до заключението, че е възможно относително точно да се предвиди рискът от различни видове трудови злополуки въз основа на някои общи характеристики на дружествата (основна дейност на дружеството, разпределение между половете, брой на служителите и т.н.). Освен това в проучването се стига до заключението, че алгоритъмът може да се използва за идентифициране на работните места, по отношение на които са необходими периодични инспекции на здравословните и безопасни условия на труд. Данните, използвани в това проучване, са извлечени от базата данни на инспекция по труда. Недостатъкът на проучването обаче отново е, че трудовите злополуки представляват само един от многото рискове на работното място, с които се занимават инспекциите по труда. Освен това конкретен проблем, свързан с разчитане на статистическите данни за нараняванията, е, че за такива данни е известно, че са изключително уязвими по отношение на недостатъчното подаване на сигнали.

Третият пример е инструмент, разработен от Норвежкия орган за инспекция на труда (NLIA), който подпомага инспекторите при подбора на предприятия по отношение на риска (Dahl и др., 2018 г.). Чрез инструмента, наречен „Инструмент за прогнозиране на рисковата група“ (RGPT), предприятията се разграничават в четири групи въз основа на прогнозния риск: предприятия с най-малък риск, с нисък риск, с висок риск и с най-висок риск. Колкото по-високо е рисковата група на дадено дружество, толкова по-голяма е вероятността при бъдеща инспекция в това дружество да се установят сериозни отклонения от спазването на законодателството в областта на здравословните и безопасни условия на труд. Групата, към която се причислява дадено дружество, е видима за инспекторите чрез вътрешния уеб-базиран потребителски интерфейс на NLIA. Следователно при целевия подбор на дружества за инспекция инспекторите се информират за рисковите групи на дружествата и следователно са в състояние да направят подбор въз основа на информацията за риска.

RGPT е изграден въз основа на прогнозно моделиране чрез алгоритъм за машинно самообучение с помощта на т. нар. анализ на двоична логистична регресия. Въз основа на регресионния модел всички дружества в Норвегия (около 230 000) се причисляват към една от четирите рискови групи. Това става на два етапа. Като първа стъпка в регресионния модел се прогнозира вероятността при бъдеща инспекция да се установят сериозни отклонения от спазването на спазването на законодателството в областта на здравословните и безопасни условия на труд. Във втория етап в модела се използва стойността на вероятността, която е предвидена, за да може дружеството да бъде причислено към дадена рискова група.

Първоначално инструментът е разработен въз основа на регистрации от около 35 000 инспекции на здравословните и безопасни условия на труд, извършени от NLIA. Въпреки това направените от инструмента прогнози постепенно и автоматично стават по-точни с увеличаването на броя на инспекциите. Това означава, че алгоритъмът се коригира въз основа на обратната информация (правилни или грешни прогнози), която получава при извършването и регистрирането на нови инспекции в базата данни на NLIA.

RGPT попада в категорията на алгоритмите за контролирано обучение, при които инспекциите на здравословните и безопасни условия на труд, имащи като резултат

установяването на сериозни отклонения (зависима променлива), трябва да се предвидят въз основа на набор от характеристики на дружеството (характеристики). Характеристиките, използвани от RGPT, са общи характеристики на предприятието, например размер на предприятието, отрасъл, брой предишни инспекции, резултати от предишни инспекции, възраст на дружеството, географски координати и уведомления за злополуки. Прогнозната валидност на инструмента се проверява всеки месец, а досегашният опит (след приблизително 18 месеца на изпитване) е, че алгоритъмът успява да определи с изключителна точност дружествата с висок риск. Това означава, че има няколко неверни положителни резултата и няколко неверни отрицателни резултата, т.е. малко инспекции в рамките на групата с най-ниско ниво на риск водят до установяването на сериозни отклонения, докато по-голямата част от инспекциите в рамките на групата с най-високо ниво на риск водят до установяването на сериозни отклонения. Групите с ниско и високо ниво на риск попадат между двете крайности.

Констатациите от използването на инструмента, разработен от NLIA, показват, че е възможно да се определят обекти за инспекция чрез използване на големи информационни масиви и машинно самообучение. Подобни подходи за машинно самообучение са изпитани и от поне две други европейски инспекции по труда с обещаващи резултати: Шведския орган за трудовата среда (Ridemar, 2018 г.) и Нидерландския инспекторат SzW (Jacobusse и Veenman, 2016 г.). Въпреки това норвежкия инструмент не може непременно да се прехвърли към други инспекции по труда, тъй като използването му зависи от това как се съхраняват данните, качеството на данните, достъпа до данни и структурата на базата данни. Освен това определянето на дружества въз основа на инструмента включва приемане на начина, по който рискът се определя и привежда в действие в алгоритъма. Както е описано, инструментът се основава на определение за риск, в което се приема, че колкото по-висока е рисковата група на дадено дружество, толкова по-голяма е вероятността в това дружество да бъдат установени сериозни отклонения от законодателството в областта на здравословните и безопасни условия на труд. Това означава, че инструментът е насочен предимно към т.нар. управленски и контролни рискове, а не към присъщите рискове. Като се има предвид, че управленските и контролните рискове произтичат от способността и готовността на дадено дружество да управлява риска (например чрез спазване на съответните разпоредби), присъщите рискове са тези, които произтичат от естеството на дейността на дадено дружество (напр. падане от височина, експозиция на химикали и мускулно-скелетно натоварване).

На практика управленските и контролните рискове и присъщите рискове са свързани. Това обаче не означава, че двата вида рискове задължително са тясно свързани помежду си. Следователно, когато се разчита сляпо на инструменти, които извършват целеви подбор на дружества въз основа на един вид риск, може да се стигне до пропускане на друг вид. В рамките на норвежкия регулаторен режим това предизвикателство е преодоляно чрез приоритизиране на присъщите рискове при определянето на приоритетни области, изложени на риск групи от работници и отрасли с високо ниво на риск, докато управленските и контролните рискове са приоритетни при целевия подбор на конкретни дружества.

Предизвикателства

Фактът, че управленските и контролните рискове, от една страна, и присъщите рискове, от друга страна, не са непременно свързани по емпиричен път, води до друго, вероятно още по-голямо предизвикателство при прилагането на големи информационни масиви и алгоритми за машинно самообучение към основания на риска целеви подбор. И трите примера за инструменти за машинно самообучение са примери за целеви подбор с едно измерение, т.е. целеви подбор, основан на едно конкретно определение и материализиране на риска. Рисковете в трудовата сфера обаче не са само от един конкретен вид. Следователно правоприлагащите органи се занимават с множество видове рискове,

например злополуки, експозиция на химикали, биологична експозиция, психо-социални заплахи, мускулно-скелетни рискове и социален дъмпинг. В рамките на тези видове рискове има още повече подвидове. Разработването на модели на риска, които успяват да отразят това разнообразие, представлява голямо предизвикателство, тъй като различните видове рискове не са непременно свързани помежду си. Следователно отразяването на това разнообразие е съвсем различно от прогнозирането на вероятността от един конкретен вид риск (Dahl и др., 2018 г.).

Второто, но свързано предизвикателство, прави задачата за основан на риска целеви подбор още по-сложна. Това е т.нар. „политическа клопка“ (Black, 2010 г.). Дори и алгоритмите за машинно самообучение да са динамични, в смисъл, че могат да се учат от успехите и грешките и да се адаптират към тях, те не могат да отчетат различните политически гледни точки. Първо, политическият контекст е променлив. По този начин видовете рискове, подходящи за определяне като приоритет днес, може да не са подходящи за определяне като приоритет утре. Второ, политическият контекст е многостранен. По този начин различните заинтересовани страни, например политици, работодатели, служители, медии и обществеността, имат различни възгледи за това кои видове рискове заслужават да бъдат определени като приоритет. Това показва, че рискът в сферата на труда не е непременно обективна категория, а социална конструкция.

Третото предизвикателство, което заслужава да се вземе под внимание, е свързано с факта, че макар инспекциите по труда да притежават огромни количества данни, свързани с техните обекти за инспекция, тези данни обикновено се отнасят до нивото на дружеството, а данните на ниво дружество не са непременно най-подходящите данни, които трябва да бъдат взети предвид (вж. например Gunningham и Sinclair, 2007 г.). В дадена база данни едно отделно дружество обикновено се идентифицира чрез уникален идентификатор, например номер на организация. Способността на алгоритъм за машинно самообучение да определя прогнозна стойност на риска за дадено дружество зависи от уникалните идентификатори. Не всички потенциални обекти за инспекция обаче могат да бъдат автоматично идентифицирани чрез уникален идентификатор. Например в рамките на строителния отрасъл не се избира непременно конкретно дружество за инспекция, а временен строителен обект. Има най-малко две предизвикателства, свързани с този временен характер. На първо място, възможно е строителните обекти и други временни места на работа да не могат да бъдат идентифицирани чрез уникални идентификатори. На второ място, дори те да могат да бъдат идентифицирани, временният характер означава, че на алгоритъма за машинно самообучение може да не бъде дадена възможност да се научи от своите прогностични успехи и грешки преди строителният обект да престане да функционира и преди дружествата, които използват обекта, да се преместят при нови условия на нов обект.

Заклучителни бележки

Описаните по-горе предизвикателства показват, че са налице някои значителни трудности, свързани с определянето на високорискови обекти за инспекция чрез използване на големи информационни масиви и техники за машинно самообучение. Тези предизвикателства обаче по никакъв начин не премахват ползата от такива техники в рамките на основан на риска подход. Предизвикателствата по-скоро показват, че при основания на риска целеви подбор вероятно няма да бъде полезно разчитането единствено на алгоритми за машинно самообучение. Примерът от Норвегия по-горе илюстрира това. Вместо да се позволява на алгоритъма да избира пряко обекти, инспекторите могат да вземат основани на риска решения въз основа на прогнозите, направени от алгоритъма. Това включва комбинация от изкуствен и човешки интелект, като всеки от тях допълва предимствата на другия. Що се отнася до предвижданията за сложни социални събития като цяло обединяването на двата вида интелект вероятно е необходимост.

Използвана литература

- Black, J., 2010 г. Risk-based regulation: Choices, practices and lessons being learnt (Основано на риска регулиране: избори, практики и извлечени поуки) В ОИСП, 2010 г. (ред.), Risk and regulatory policy: Improving the governance of risk (Политика по отношение на риска и регулирането: подобряване на управлението на риска) ОИСП, Париж.
- Blanc, F., 2013 г. Inspection reforms: why, how, and with what results (Реформи в областта на инспекциите: защо, как и с какви резултати). ОИСП, Париж.
- Dahl, Ø., Kilskar, S. S., Skarholt, K., Rosness, R., 2018 г. Risikobasert tilsyn i de nordiske arbeidstilsynene. [Основани на риска инспекции на труда в скандинавските държави]. Северен съвет на министрите, Копенхаген.
- Gunningham, N., Sinclair, D., 2007 г. Factors impinging on the effectiveness of the Mines Inspectorate (Фактори, засягащи ефективността на минния инспекторат). Австралийски национален университет, Канбера.
- Hajakbari, M. S., Minaei-Bidgoli, B., 2014 г. A new scoring system for assessing the risk of occupational accidents: A case study using data mining techniques with Iran's Ministry of Labor data (Нова точкова система за оценка на риска от трудови злополуки: проучване на конкретни случаи чрез използване на техники за извличане на информация с помощта на данни на иранското Министерство на труда). Journal of Loss Prevention in the Process Industries 32, стр. 443—453.
- Jacobusse, G., Veenman, C., 2016 г. On selection bias with imbalanced classes (За отклоненията при подбора с небалансирани класове). International Conference on Discovery Science, Бари, стр. 325—340.
- Matías, J. M., Rivas, T., Martín, J. E., Taboada, J., 2008 г. A machine learning methodology for the analysis of workplace accidents (Методология за машинно самообучение за анализ на злополуки на работното място). International Journal of Computer Mathematics 85, стр. 559—578.
- Mischke, C., Verbeek, J. H., Job, J., Morata, T. C., Alvesalo-Kuusi, A., Neuvonen, K., Clarke, S., Pedlow, R. I., 2013 г. Occupational safety and health enforcement tools for preventing occupational diseases and injuries (Инструменти за правоприлагане в областта на здравословните и безопасни условия на труд за предотвратяване на професионални заболявания и наранявания). Cochrane Database of Systematic Reviews, 2013 г., бр. 8, статия № CD010183.
- ОИСП, 2014 г. OECD Best practice principles for regulatory policy: Regulatory enforcement and inspections (Най-добри практически принципи на ОИСП за политиката в областта на регулирането: регулаторно прилагане и инспекции). Организация за икономическо сътрудничество и развитие, Париж.
- Ridemar, A., 2018 г. Decision support for SWEA inspections (Подкрепа при вземане на решения за инспекции на Шведския орган за трудова среда). KTH Royal Institute of Technology, Стокхолм.
- Robens, L., 1972 г. Safety and Health at Work: Report of the Committee 1970-1972. (Безопасност и здраве при работа: доклад на Комитета за 1970—1972 г.). Her Majesty's Stationery Office, Лондон.
- Weil, D., 2008 г. A strategic approach to labour inspection (Стратегически подход при инспекциите на труда.) International Labour Review 147, стр. 349—375.
- Автори: Øyvind Dahl Senior Researcher, SINTEF Digital — Safety and Reliability, Тронхайм, Норвегия*
- Аник Старън, Европейска агенция за безопасност и здраве при работа (EU-OSHA)*