



ИНДИВИДУАЛЬНОЕ КРИМИНОЛОГИЧЕСКОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРЕСТУПНОГО ПОВЕДЕНИЯ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Марина ЛАРЧЕНКО,

кандидат юридических наук, доцент, докторант юридического факультета
Киевского национального университета имени Тараса Шевченко

Summary

The article is devoted to the use of computer modeling using artificial neural networks in criminology, namely the methods of quantitative analysis and accurate calculation in criminological research. Construction of mathematical models make it possible to resolve the issue affects whether a particular factor in the decision-making process on the face of crime and gives an accurate quantitative measure of this impact. This allows the scientific approach to the problem of prediction of individual criminal behavior. So it found that the likelihood of committing a new offense has a distinct dependence on a number of psychological, demographic and other characteristics of the person.

Key words: prediction of criminal behavior, neural networks, classification variables, multilayer perceptron, structure of criminal behavior.

Аннотация

Статья посвящена применению компьютерного моделирования при помощи искусственных нейронных сетей в криминологии, в частности методам количественного анализа и точного расчета в криминологических исследованиях. Построенные математические модели дают возможность решить вопрос: влияет ли определенный фактор на процесс принятия решения о совершении преступления лицом, и дают точную количественную меру данного влияния. Это позволяет научно подойти к проблеме прогнозирования индивидуального преступного поведения. Так, установлено, что вероятность совершения нового преступления имеет четко выраженную зависимость от ряда психологических, демографических и других характеристик лица.

Ключевые слова: прогнозирование преступного поведения, нейронные сети, классификация, переменные, многослойный перцептрон, механизм преступного поведения.

Постановка проблемы. Одной из главных задач криминологии как социальной науки является объяснение различных аспектов человеческого поведения. Один из способов определения адекватности или действительности объяснений состоит в том, чтобы собрать данные, характеризующие изучаемые характеристики людей, и найти, до какой степени они совместимы с предлагаемыми объяснениями.

Актуальность темы. Наиболее значимые результаты в сфере криминологического прогнозирования принадлежат Ю.М. Антоняну, Ю.Д. Блужштейну, О.А. Гаврилову, Ю.Н. Гаврильцу, В.Н. Кудрявцеву, А.Я. Минину, В.Л. Чубареву и другим. Среди современных украинских и российских исследователей, которые так или иначе использовали прогнозистические методы в криминологии, следует назвать Ю.М. Антоняна, А.А. Белоусову, Т.З. Гарасимова, Ю.В. Гнусова, Б.М. Головкина, А.В. Петровского, И.С. Скифского, Е.Г. Сторубленкову, К.А. Утарова, С.В. Яковлева и других.

Целью статьи является прогнозирование индивидуального преступного поведения путем построения математических моделей, что дает возможность

точно решить вопрос, влияет ли определенный фактор на процесс принятия решения о совершении преступления, а также определить количественную меру данного влияния.

Изложение основного материала исследования. Для решения задач прогнозирования, классификации или управления эффективно используются методы нейронных сетей, поскольку они применимы практически в любой ситуации, когда имеется связь между переменными-предикторами (входными) и прогнозируемыми переменными (выходными), даже если эта связь имеет сложную природу и ее трудно выразить в обычных терминах корреляций или различий между группами. Методы нейронных сетей могут использоваться независимо или служить дополнением к традиционным методам анализа данных. Большинство статистических методов анализа связано с построением моделей, основанных на тех или иных предположениях и теоретических выводах. Нейросетевой же подход свободен от модельных ограничений, он одинаково годится для линейных и сложных нелинейных зависимостей и особенно эффективен в разведочном анализе данных, когда необходимо выяснить, имеются ли вообще зависимости между переменными [5, с. 4].

Специалисты подчеркивают, что для данного метода ключевым является понятие нейронов – специальных нервных клеток, способных воспринимать, преобразовывать и распространять сигналы. Нейрон имеет несколько каналов ввода информации – дендритов, и один канал вывода информации – аксон. Аксоны нейронов соединяются с дендритами других нейронов с помощью синапсов. При возбуждении нейрон посылает сигнал по своему аксону. Через синапсы сигнал передается другим нейронам, которые, в свою очередь, могут возбуждаться или, наоборот, оказываться в состоянии торможения. При этом биологические образы естественны при описании процесса обучения, создавая контекст для математических рассуждений. Нейрон возбуждается, когда суммарный уровень сигналов, пришедших в него, превышает определенный уровень (порог возбуждения или активации). Интенсивность сигнала, получаемого нейроном, зависит от активности синапсов.

Текущее состояние нейрона определяется формулой:

$$y_i = f(u_i) \quad (1),$$

где $x(j)$, $j=1, 2 \dots N$ – входные сигналы. Коэффициенты $w(i, j)$ называются весами синаптических связей, положи-



тельные значения которых соответствуют возбуждающим синапсам, отрицательные значения – тормозящим синапсам. Если $w(i, j) = 0$, то говорят, что связь между нейроном i и нейроном j отсутствует. Величина $w(i, j)$ называется пороговым значением. Полученный нейроном сигнал преобразуется с помощью функции активации или передаточной функции f в выходной сигнал

$$y_i = f(u_i) \quad (2)$$

С математической точки зрения в модели нейрона мы имеем нелинейное преобразование вектора $x(1), x(2) \dots x(N)$ в выходной сигнал. Функция активации или передаточная функция f в формуле (2) – это некоторая нелинейная функция, моделирующая процесс передачи возбуждения [1, с. 611–612].

Таким образом, входной слой служит для ввода значений входных переменных, выходной слой – для вывода результатов. Скрытые выходные нейроны соединены со всеми элементами предыдущего слоя. Преобразование сигнала проводится следующим образом. Последовательно для каждого нейрона в сети вычисляется значение активации, берется взвешенная сумма выходов элементов предыдущего слоя и вычитается пороговое значение. Затем значения активации преобразуются с помощью передаточной функции, и в результате получается выход нейрона, поступающий на вход нейронов, с которыми он соединен. Нейронные сети обладают свойствами обучаемости, обобщения и абстрагирования.

Для формирования массива данных нами был произведен сбор сведений, состоящий в анкетном опросе и психологическом тестировании (Тест Роршаха) 408 лиц, осужденных за совершение различных преступлений в Украине, а также 408 лиц контрольной группы. В обеих группах одинаковое количество женщин и мужчин и средний возраст опрошенных. Собранные таким образом данные были нами специальным образом оцифрованы и внесены в таблицу.

Определено 20 выходных переменных-предикторов, которые учитывались программой.

I. Психологические признаки (показатели психологического тестирования).

1. Уровень интеллекта, что определяет, кроме самого уровня интеллектуаль-

ного развития, также наличие интеллектуальных нарушений, а именно некритичности, излишнего педантизма, ригидности и стереотипности мышления.

2. Способность контролировать свои аффективные побуждения, в частности проявление сознательных конструктивных тенденций личности и качество адаптации к реальности.

3. Стабильность и адаптированность, что представляет собой психологическую интерпретацию кинестетических показателей.

4. Экстравертивная направленность личности, что рассматривается как признак невыраженной аффективной откликаемости в отношении окружающей среды, а также наличия сознательного отношения к эмоциональным ситуациям.

5. Интересы, стереотипия. Данный показатель является индикатором широты интересов личности, направленности ее мотивов.

6. Наличие личностного конфликта – высокий уровень тревожности, снижение эффективности контролируемых механизмов, а также включение тех или иных механизмов защиты.

7. Степень дезорганизации мышления, что характеризует вероятность наличия дезорганизации как патологического признака, уровня потери контакта с реальностью.

8. Патологический негативизм, который свидетельствует о степени нарушения адаптации, потери контроля над эмоциями, бедности интересов, интеллектуальном конформизме.

II. Демографические показатели и показатели среды.

1. Пол.
2. Возраст.
3. Воспитание (родительская семья).
4. Употребление алкоголя.
5. Уровень образования.
6. Работа родителей.
7. Характер работы родителей.
8. Образование родителей.
9. Преступления в семье.

III. Макроэкономические показатели и индикатор преступной активности (общие статистические показатели по Украине в год совершения последнего преступления, за которое лицо было осуждено; для контрольной группы обозначены те же индексы как имитация названных показателей с экспериментальной целью).

1. Индексы потребительских цен.

2. Государственные расходы на социальную защиту и социальное обеспечение населения (в % к общим расходам).

3. Коэффициент преступной активности (на 100 тыс. населения).

Одна переменная-идентификатор обозначена как номинальная выходная и принимает два значения: осужденные, контрольная группа.

Для анализа мы использовали компьютерную программу STATISTICA Neural Networks (SNN).

Задача эксперимента – определить, насколько адекватно нейросетевой имитатор может воспроизвести вероятностную принадлежность при распознавании показателей установленного образца, характеризующих любого индивидуума, на основе показателей конкретных лиц, ранее совершивших преступления.

Подобное исследование было проведено А.В. Петровским в 2002 г. на материалах Российской Федерации. Автор создал и провел экспериментальную проверку методики индивидуального криминологического прогнозирования совершения молодежью корыстно-насильственных преступлений. Установлено, что нейронная сеть способна на основе социально-психологических свойств исследуемых с привлечением информации о социальной действительности в регионе прогнозировать возможность совершения индивидуумом корыстно-насильственных преступлений в составе группы со средней ошибкой 23–30% [6, с. 165–175].

Таким образом, имея некоторый набор данных, которые представляют собой результаты измерений определенных характеристик объекта, необходимо решить задачу классификации, т. е. определения, к какому из двух заданных классов принадлежит каждый объект. В пакете SNN автоматически учитывается разбиение данных на обучающее, контрольное и тестовое множества.

Общая идея состоит в следующем: вначале на вход сети подается обучающая выборка с известными результатами X и наблюдаются отклики $Y = F(X)$. Меняя вес $w(i, j)$ и значения порога активации для каждого нейрона возможно настроить сеть, иными словами, найти как можно более точное приближение



функции F. Далее на контрольной выборке построенная сеть экзаменуется. Если она сдала экзамен, ее можно использовать для проведения классификации, что подтверждается использованием тестового множества. Очевидно, что существует определенный риск в связи с применением реальных сырых данных, а не возвышенных чисел. Но этот же риск, как отмечают специалисты, имеет место при применении любых математических методов на практике [1, с. 615].

В результате запуска процедуры вычисления и некоторого количества экспериментов программа определила заданное количество сетей, наилучшим образом описывающих представленный набор данных. Лучшие сети (с учетом сохранения разнообразия) отображены в таблице 1.

Из графы «Тип сети» мы видим, что большинство эффективных сетей – это многослойные перцептроны (MLP). В двух случаях из приведенных в таблице 1 – линейные сети (Linear).

Под перцептроном понимают однослойную или многослойную сеть с прямой передачей сигнала и некоторыми функциями активации слоев. Многослойные перцептроны применяются для приближенной классификации линейно неотделимых систем векторов. Система векторов называется линейно отделимой, если множество точек двумерного (многомерного) пространства, соответствующих векторам системы, можно разбить прямой (гиперплоскостью) на два непересекающихся подмножества. В противном случае – векторы линейно неотделимы.

Линейные нейронные сети, как и перцептроны, решают задачи класси-

фикации линейно отделимых систем векторов, а также задачи линейной аппроксимации функций [4, с. 44–46].

Во втором столбце приведенной таблицы указано число входных переменных, используемых нейронной сетью, также число скрытых элементов сети. Однако линейные сети таковых не имеют, поэтому для них в соответствующей графе находится пропуск. Три следующих столбца содержат ошибку сети, полученную при анализе каждого из трех подмножеств. Чем меньше значение ошибки, тем лучше сеть справилась с классификацией. В трех последних столбцах указано качество сети по каждому из подмножеств. Это доля правильно классифицированных наблюдений. Предпочтительнее использовать сети с лучшими показателями качества.

Первая из приведенных в таблице сетей является многослойным перцептроном с двумя входными переменными (степень дезорганизации мышления и возраст), а также с двумя скрытыми элементами сети. Сеть дает достаточно большую ошибку на всех подмножествах, однако демонстрирует неплохое качество – 87% правильно классифицированных наблюдений на тестовом подмножестве.

Две приведенные линейные сети также демонстрируют неплохое качество, однако ошибка на тестовом подмножестве достаточно велика. Первая из них имеет 19 входных переменных (все – имеющиеся в массиве данных, кроме индекса потребительских цен в год совершения лицом последнего преступления). Вторая линейная сеть имеет 13 входных переменных. В данный

набор уже не входят экстравертивная направленность личности, отношение к алкоголю, образование родителей, преступления в семье, а также экономические показатели и показатель преступной активности. Данная сеть также имеет несколько лучшие показатели качества.

Близки друг к другу сети под номерами 5 и 6. Одна имеет 20, а другая – 18 входных элементов. При этом количество скрытых слоев практически не влияет на качество сети (10 и 4). Данные сети демонстрируют малое значение ошибки на всех подмножествах и лучшие показатели качества. Очевидно, что лучше использовать сеть с меньшим количеством скрытых элементов. Это сеть под номером 6.

Сеть под номером 4 имеет 9 входов и 3 скрытых элемента. При этом исключение части входных переменных не повлияло существенно на ее качество. Данная сеть включает 4 из 8 психологических показателей, а также возраст, воспитание, образование, преступления в семье и государственные расходы на социальную защиту населения.

И, наконец, сеть, которую программа на данном этапе считает наиболее успешной, находится в таблице под номером 7. Имея всего 5 входов и 2 скрытых элемента, сеть демонстрирует хорошие показатели качества и уровень ошибки. Эти 5 входных переменных следующие: показатели интеллекта, степень дезорганизации мышления, возраст, образование и государственные расходы на социальную защиту.

Учитывая, что в большом количестве сетей определяющий вклад принадлежит переменным «возраст» и «образование», попробуем исключить данные переменные из анализа с целью достижения большей объективности получаемых результатов обучения нейронной сети. После исключения этих двух переменных из анализа получены еще ряд сетей. Интерес представляют 3 из них, приведенные в таблице 1 под номерами 8, 9 и 10.

Сеть под номером 9 – наиболее компактная, имеет всего 3 входные переменные и 4 скрытых элемента. Данными входными переменными являются по степени убывания значимости степень дезорганизации мышления, показатели интеллекта, стабильность и адаптированность. Сеть под номе-

Таблица 1

Нейронные сети (общая характеристика)

№ п/п	Тип сети	Входы	Скрытые элементы	Ошибка. Обуч.	Ошибка. Контр.	Ошибка. Тест.	Кач-во. Обуч.	Кач-во. Контр.	Кач-во. Тест.
1	MLP (4)	2	2	0,267	0,301	0,325	0,904	0,877	0,868
2	Linear (7)	19	-	0,278	0,278	0,306	0,929	0,931	0,907
3	Linear (15)	13	-	0,286	0,667	0,300	0,931	0,951	0,912
4	MLP (17)	9	3	0,241	0,253	0,277	0,926	0,922	0,902
5	MLP (18)	20	10	0,150	0,253	0,261	0,978	0,926	0,922
6	MLP (26)	18	4	0,179	0,235	0,268	0,971	0,922	0,922
7	MLP (27)	5	2	0,219	0,231	0,269	0,934	0,931	0,907
8	MLP (46)	10	7	0,269	0,328	0,370	0,907	0,868	0,828
9	MLP (47)	3	4	0,323	0,324	0,361	0,858	0,863	0,843
10	MLP (54)	18	9	0,293	0,312	0,331	0,880	0,882	0,848



ром 8 с 10 входными переменными и 7 скрытыми элементами имеет показатели ошибки большие, нежели 9 и 10 сети, и несколько меньшие показатели качества. Именно сеть под номером 10 программа считает наиболее эффективной. Использование ею всех возможных входных переменных на данном этапе анализа (18) и 9 скрытых элементов позволило выйти на приемлемые показатели ошибки и качества сети.

Ряд проведенных экспериментов по анализу имеющейся информации в отношении лиц, осужденных за преступления в Украине, привели к выводу, что выделенные нами признаки могут выступать в качестве информации, которая позволяет выделить склонных к нарушению уголовного закона с эффективностью 85% без учета возрастной и образовательной составляющей.

В таблице 2 размещена статистика классификации для наиболее эффективной сети (многослойный перцептрон в таблице 1 размещен под номером 10), из которой видно, какое количество наблюдений в абсолютных числах было классифицировано сетью «правильно», а какое «ошибочно» по каждому из рассматриваемых подмножеств.

Вышеизложенное приводит нас к определенной мысли, которая и была доказана экспериментально при помощи нейронных сетей. Так, на преступное поведение лица влияет ряд психологических факторов (в порядке убывания значимости): степень дезорганизации мышления (1,396); уровень интеллекта (1,340); стабильность и адаптированность (1,072); патологический негативизм (1,067); способность контролировать аффективные стремления (1,034); также другие характеристики: наличие трудовой деятельности родителей (1,025); характеристика семьи, в которой воспитывался респондент (1,023); половая принадлежность опрошенного (1,023);

экстравертивная направленность личности (1,018); наличие личностного конфликта (1,009); наличие алкогольной зависимости (1,009); наличие в семье или среди родственников лиц, ранее совершавших преступления (1,005); интересы и стереотипность мышления (1,000); характер трудовой деятельности родителей (0,998); образование родителей (0,995). После каждого фактора в скобках указана количественная мера такого влияния, посчитанная программой для контрольного подмножества.

Для исследователя преступного поведения важным остается вопрос: какие из указанных выше психологических факторов действительно способствуют совершению лицом актов преступного поведения, а какие – формируются у лица под воздействием мер пенитенциарного влияния. Однако даже во втором случае нельзя не учитывать повышенную вероятность совершения нового преступления лицом, ранее отбывавшим наказание. И тогда вновь сформированные качества переходят из категории «следствия» в категорию новой «причины». В дополнение, следует сказать, что из 408 лиц нашего массива данных (группа осужденных) 298 (73%) осуждались более одного раза.

Нужно также отметить, что проведенное исследование подтверждает не изолированное, а комплексное влияние психологических факторов, социально-демографических характеристик, которые, будучи явлениями внешней среды, преломляются через индивидуальные особенности личностного восприятия. К тому же имеет смысл согласиться с мыслью, что в явлениях преступности, как и в других социальных явлениях, переплетаются субъективные и объективные моменты. Процессы антиобщественного поведения зачастую очень индивидуальны и не всегда полностью вписыва-

ются в существующие модели теории вероятностей [2, с. 89].

Учитывая обозначенное, собственно криминологическое прогнозирование вероятности совершения преступления конкретным лицом на основе нейросети может считаться прогностическим тестом только после прохождения ею испытаний на предмет проверки свойств надежности и соответствия оценок представлениям о сущности свойств либо их роли в той или иной деятельности [3, с. 6]. Необходимо также продолжать работу над точностью измерений, а также устойчивостью результатов методики к воздействию посторонних случайных факторов.

Выводы. Таким образом, использование нейросетевого метода позволяет распознать образ будущего преступника, т. е. предсказать вероятность совершения лицом преступления.

Обученная описанным или подобным образом нейронная сеть способна спрогнозировать склонность к совершению общественно опасных действий в 85% наблюдений.

Для сбора информации, составляющей психологический профиль испытуемого, вполне пригодна классическая методика проведения «теста Роршаха» или же другого психологического эксперимента, позволяющего оценить ряд приведенных показателей для конкретного лица.

Возможно также, что добавление других социокультурных, экономических и демографических характеристик, позволит усовершенствовать качество сети.

Считаем, что, безусловно, улучшение основных показателей сети возможно в случае проведения эксперимента с лицами, совершившими конкретный вид общеуголовного преступления (например, кража, умышленное убийство), исходя из меньшей дисперсии наблюдаемых в данном случае признаков. В то же время важным достоинством описанного метода является его адаптивность к смене социокультурных групп.

С помощью возможностей нейронных сетей можно также выполнять исследование параметров криминологических методик прогнозирования и уточнять их структуру.

Таблица 2

Статистика классификации лучшей нейронной сети MLP

Классифицировано	Обучающая выборка		Контрольная выборка		Тестовая выборка	
	Осужденн.	Контр. гр.	Осужденн.	Контр. гр.	Осужденн.	Контр. гр.
Всего	203	205	98	106	107	97
Правильно	178	181	89	91	89	84
Ошибочно	25	24	9	15	18	13



Список использованной литературы:

1. Боровиков В. СТАТИСТИКА. Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов / В. Боровиков. – 2-е изд. (+CD). – СПб. : Питер, 2003. – 688 с.

2. Гаврилов О.А. Математические модели в криминологии / О.А. Гаврилов, В.А. Колемаев // Правовая кибернетика / под ред. В.Н. Кудрявцева, О.А. Гаврилова, В.И. Иванова, Л.Г. Эджубова. – М. : Наука, 1970. – С. 85–104.

3. Доррер М.Г. Психологическая интуиция искусственных нейронных сетей : автореф. дисс. ... канд. техн. наук : спец. 05.13.16 «Применение вычислительной техники, математического моделирования и математических методов в научных исследованиях (в биофизике)» / М.Г. Доррер. – Красноярск, 1998. – 19 с.

4. Кизим Н.А. Нейронные сети: теория и практика применения : [монография] / Н.А. Кизим, Е.Н. Ястремская, В.Ф. Сенчуков. – Х. : ИД «ИНЖЭК», 2006. – 240 с.

5. Нейронные сети. СТАТИСТИКА Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / под ред. В.П. Боровикова. – 2-е изд., перераб. и доп. – М. : Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.

6. Петровский А.В. Индивидуальное криминологическое прогнозирование совершения корыстно-насильственных преступлений молодежью : дисс. ... канд. юрид. наук : спец. 12.00.08 / А.В. Петровский ; Краснодарский юридический институт. – Краснодар, 2002. – 221 с.

ОТВЕТСТВЕННОСТЬ ЗА НАРУШЕНИЕ НАЛОГОВОГО ЗАКОНОДАТЕЛЬСТВА В УКРАИНЕ

Анастасия ЛИТВИНЦЕВА,

аспирант кафедры финансового права юридического факультета Киевского национального университета имени Тараса Шевченко

Summary

The article deals with the legal institute of liability for the violation of tax legislation in terms of the current provisions of the Tax Code of Ukraine. Correlation of financial, administrative and criminal responsibility is concerned. All of them are aimed at protecting the relations in the field of public finance. Attention is paid to the terminological shortcomings of the Tax Code. It is noted that the desired order in the area of taxation can be achieved only in case if tax legislation is provided with tools of various types of liability. It was found that the nature of the financial liability is compensatory, but the nature of the criminal and administrative liability is punitive. That is why financial liability is the first priority in the area of liability for tax offenses.

Key words: legal liability, liability for violation of tax legislation, tax liability, criminal liability, administrative liability.

Аннотация

В статье рассмотрен институт ответственности за нарушение налогового законодательства с точки зрения существующих положений Налогового кодекса Украины. Изучено соотношение финансовой, административной и уголовной ответственности, направленных на охрану отношений в области публичных финансов. Обращено внимание на терминологические недостатки Налогового кодекса Украины. Отмечено, что желаемый правопорядок в сфере налогообложения может быть достигнут только при условии обеспечения норм налогового законодательства инструментами различных видов ответственности. Установлено, что правовосстанавливающая природа финансовой ответственности и карательная природа уголовной и административной ответственности обуславливают приоритет первой в сфере ответственности за налоговые правонарушения.

Ключевые слова: юридическая ответственность, ответственность за нарушение налогового законодательства, налоговая ответственность, уголовная ответственность, административная ответственность.

Постановка проблемы. Государственный и местные бюджеты формируются, прежде всего, за счет налоговых доходов. Значение публичных финансов в механизме функционирования государства обуславливает необходимость исследования института ответственности за нарушение налогового законодательства, целью которого является обеспечение правопорядка в сфере взимания налогов и сборов. Именно благодаря мерам юридической ответственности нормы налогового законодательства приобретают признаки общеобязательности, обеспеченной государственным принуждением. Несмотря на такое значение, данный институт остается малоисследованным в науке, характеризуется многими спорными вопросами, а правовое регулирование содержит существенные недостатки. Безусловно, такое положение вещей не способствует эффективному выполнению государ-

ством своих функций и налоговой дисциплине налогоплательщиков.

Актуальность темы. Учитывая роль, которую играет юридическая ответственность в правовом регулировании отношений в сфере налогообложения, ее понятие, сущность и виды стали объектом исследования многих ученых. В частности, юридическую ответственность за нарушение налогового законодательства исследовали А.В. Брызгалин, З.М. Будько, Л.К. Воронова, А.А. Гогин, Д.О. Гетманцев, Е.С. Дмитренко, А.С. Емельянова, А.И. Иванский, В.П. Нагребельный, Н.В. Сердюкова, Л.В. Тернова, М.И. Трипольская и др.

Целью статьи является исследование института ответственности за нарушение налогового законодательства в Украине, сравнение и разграничение отдельных видов ответственности на основании их правовой природы и действующего законодательства, а также