
ГЛОБАЛЬНЫЕ РЫНКИ
И ФИНАНСОВЫЙ ИНЖИНИРИНГ
Том 4 ● Номер 3 ● июль-сентябрь 2017
ISSN 2410-8618
Global Markets and Financial Engineering
издательство
Креативная экономика

Использование данных с телематических устройств для прогнозирования вероятности аварии

Пильник Н.П. [1, 2], Станкевич И.П. [1], Корищенко К.Н. [3]
[1] Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия
[2] Центр перспективного финансового планирования, макроэкономического анализа и статистики финансов НИФИ, Москва, Россия
[3] Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ, Москва, Россия

АННОТАЦИЯ:

В работе анализируется влияние стиля вождения на вероятность попадания в ДТП. Показатели стиля вождения рассчитываются на основе данных с телематических устройств, устанавливаемых в автомобили, данные по аварийности предоставляются страховой компанией. Все ДТП разбиваются на три группы по тяжести в зависимости от соотношения убытков и страховой суммы, рассматриваются отдельные модели как для факта попадания в ДТП, так и для каждой из групп. Выделяются основные факторы, определяющие аварийность автомобилей. К ним относятся пробег, резкие ускорения, средняя скорость, максимальные скорости в разное время суток и ряд других. Делаются выводы для государственной политики в области регулирования дорожного движения.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: стиль вождения, дорожно-транспортное происшествие, вероятность аварии

Use of data from telematic devices to predict the probability of accident

Pilnik N.P. [1, 2], Stankevich I.P. [1], Korischenko K.N. [3]
[1] The National Research University Higher School of Economics (HSE), Russia
[2] Advanced Financial Planning, Macroeconomic Analysis and Finance Statistics Center, Financial Research Institute , Russia
[3] The Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Russia

Введение

Задача исследования факторов, влияющих на вероятность наступления дорожно-транспортного происшествия, является одной из ключевых задач при исследовании организации дорожного движения и имеет огромное практическое значение с точки зрения выработки мер по снижению аварийности и повышению качества организации дорожного движения. В данной работе используются данные, полученные с установленных в автомобили телематических устройств. Эти устройства устанавливаются страховыми компаниями для получения данных о стиле вождения пользователя и дальнейшего установления индивидуального тарифа. Они позволяют собирать данные об использовании автомобиля: времени и скорости движения, общем пробеге, пробеге в разное время суток, – и о стиле вождения: как часто и насколько резко водитель ускоряется и тормозит, совершает перестроения, превышает скорость. Данные о водителях были сопоставлены с данными по страховым случаям (выбраны были только те, где ДТП произошло по вине рассматриваемого нами водителя) за рассматриваемый период для получения итоговой выборки. В результате мы получаем уникальную возможность взглянуть на аварии с точки зрения водителей и их характеристик, оценив риски попадания в ДТП в зависимости от стиля вождения.

В настоящий момент времени исследование факторов, влияющих на аварийность автомобилей, чаще всего ограничивается либо рассмотрением факторов, действующих на уровне организации дорожного движения (виды перекрёстков, регулируемые и нерегулируемые пешеходные переходы), свойств отдельных дорог (наличие крутых поворотов, уличного освещения) и свойств местности либо же анализом данных, относящихся непосредственно к дорожно-транспортному происшествию (характеристики водителей и автомобилей, время, погодные условия).

К работам первой группы можно отнести, к примеру, [14] *(Quddus, 2008)*, где рассматривается общее число ДТП в Лондоне и Великобритании в целом в месячном и годовом разрезе и сравниваются разные модели временных рядов с точки зрения прогнозирования количества ДТП. В работах [3, 4 10] *(Anderson, 2007; Bíl, Andrášik,*

ABSTRACT:

The article analyzes the impact of driving style on the probability of getting into an accident. Driving style indicators are calculated on the basis of data from telematic devices installed in cars, accident data are provided by the insurance company. All accidents are divided into three groups according to severity, depending on the ratio of losses and the sum insured, individual models are considered both for the fact of getting into an accident and for each of the groups. We mark out the main factors that determine the accident rate of cars; they include mileage, sudden acceleration, average speed, maximum speeds at different times of the day, and a number of other factors. We draw conclusions for the state policy in the field of traffic regulation.

KEYWORDS: driving style, road traffic accident, probability of accident

JEL Classification: l62, L69 **Received: 01.09.2017 / Published: 30.09.2017**

For correspondence: Pilnik N.P. (npilnik@hse.ru)

CITATION:

Pilnik N.P., Stankevich I.P., Korischenko K.N. (2017) Ispolzovanie dannyh s telematicheskikh ustroystv dlya prognozirovaniya veroyatnosti avarii [Use of data from telematic devices to predict the probability of accident]. Globalnye rynki i finansovyy inzhiniring. 4. (3). – 165-179. doi: 10.18334/grfi.4.3.38805

Janoška, 2013; Kashani, Mohaymany, Ranjbari, 2012) используются географические данные о местах совершения дорожно-транспортных происшествий для выявления наиболее опасных мест на картах соответствующих регионов. Olszewski [12] *(Olszewski et al., 2015)* рассматривает влияние времени суток, местности, типа дороги и освещения на аварии с участием пешеходов. В [7] (Erdogan et al., 2008) анализируется влияние климатических и географических факторов и дня недели на вероятность наступления аварии в определённом месте. К сожалению, на таком уровне агрегации невозможно увидеть и оценить влияние характеристик водителей на вероятность наступления ДТП.

Работы, основанные на данных по отдельным ДТП, обычно дают больше информации о факторах, относящихся к водителям. Здесь стоит выделить, прежде всего, работу [16] *(Tesema, Tibebe Beshah, Ajith Abraham, Crina Grosan, 2005)* (и использующие тот же подход [9] *(Kashani, Tavakoli, Mohaymany, 2011)* и [10] *(Kashani, Tavakoli, Mohaymany, Ranjbari, 2012)*), где наряду с внешними факторами рассматривается влияние характеристик водителей (возраст, пол, водительский стаж) и автомобилей (возраст и тип) на тяжесть ДТП. Здесь, однако, в силу недостатка данных, нет никаких сравнений с водителями, не попадавшими в ДТП в принципе.

Существует также достаточно большой пласт работ, использующих опросные данные, где появляется возможность в том числе и сравнивать водителей, попавших в ДТП, с водителями, не попавшими в ДТП. В работе [8] *(French et al, 1993)* рассматривается связь между тем, как человек принимает решения, и его стилем вождения (оба фактора оценены с помощью специальных опросников) на основе выборки из 711 человек. Elliott [6] *(Elliott, Armitage, Baughan, 2003)* рассматривает влияние социально-демографических характеристик и свойств характера на готовность превышать ограничения скорости. Taubman-ben-Ari [15] *(Taubman-Ben-Ari, Mikulincer, Gillath, 2004)* составляет переменные стиля вождения на основе специальных опросников и сопоставляет их с чертами характера, на основе опросных же данных выявляются факторы ДТП для пожилых водителей в [11] *(Kosuge et al., 2017)*. Более детальные данные, в чём-то сходные с нашими, используются в [13] *(Park et al., 2017)*, где характеристики

ОБ АВТОРЕ:

Пильник Николай Петрович, доцент департамента прикладной экономики, старший научный сотрудник (npilnik@hse.ru)
Станкевич Иван Павлович, старший преподаватель департамента прикладной экономики (istankevich@hse.ru)
Корищенко Константин Николаевич, кафедра «Фондовые рынки и финансовый инжиниринг», факультет финансов и банковского дела, заведующий кафедрой (korishchenko-kn@ranepa.ru)

ЦИТИРОВАТЬ СТАТЬЮ:

Пильник Н.П., Станкевич И.П., Корищенко К.Н. Использование данных с телематических устройств для прогнозирования вероятности аварии // Глобальные рынки и финансовый инжиниринг. – 2017. – Том 4. – № 3. – С. 165-179. doi: 10.18334/grfi.4.3.38805

водителя (такие, как отношение к употреблению алкоголя, превышению скорости и нарушению требований дорожных знаков) используются для прогнозирования тяжести ДТП.

В отечественной литературе данная тематика исследована очень слабо. Работы, как правило, либо носят описательный характер (см., к примеру, [1] *(Korchagin et al., 2015)*), либо концентрируются на свойствах дорог и перекрёстков (к примеру, [2] *(Moiseeva, Kleveko, 2015)*).

Данная работа заполняет досадный пробел в исследованиях аварийности и концентрируется на влиянии факторов стиля вождения на вероятность попадания в ДТП.

Описание данных

Данные содержат информацию о 5050 пользователях, застрахованных в одной страховой компании и установивших GPS-трекер. Данные агрегированы за весь период наблюдения (период с активации блока GPS-трекера до момента формирования выборки), при этом продолжительность периода наблюдения меняется от автомобиля к автомобилю.

Рисунок 1. Продолжительность периода наблюдения
Источник: составлено авторами

Большая часть показателей для сопоставимости между водителями рассчитана как частота на 100 километров пробега либо как доля в общем пробеге. К основным переменным, использованным в анализе, можно отнести следующие:

mileage – общий пробег за период наблюдения;
sp1 – частота на 100 км превышений скорости на 0–20 км/ч;
sp2 – частота на 100 км превышений скорости на 20–40 км/ч;
sp3 – частота на 100 км превышений скорости на 40–60 км/ч;
a1 – частота на 100 км ускорений 1 уровня (0.2 – 0.3 G);
a2 – частота на 100 км ускорений 2 уровня (0.3 – 0.4 G);
a3 – частота на 100 км ускорений 3 уровня (0.4 + G);
d1 – частота на 100 км торможений 1 уровня (0.3 – 0.4 G);
d2 – частота на 100 км торможений 2 уровня (0.4 – 0.6 G);
d3 – частота на 100 км торможений 3 уровня (0.6+ G);
s1 – частота на 100 км боковых ускорений 1 уровня (0.3 – 0.4 G);
s2 – частота на 100 км боковых ускорений 2 уровня (0.4 – 0.5 G);
s3 – частота на 100 км боковых ускорений 3 уровня (0.5+ G);
avg_sp – средняя скорость;
d_day_m – средний пробег в дневное время суток;
d_night_m – средний пробег в ночное время суток;
day_m_pr – отношение пробега в дневное время к общему;
max_sp – максимальная скорость (за весь период наблюдения);
max_ej_sp – максимальная скорость в вечерний час пик;
max_mj_sp – максимальная скорость в утренний час пик;
max_n_sp – максимальная скорость в ночное время.

Особое внимание стоит обратить на переменные, описывающие ускорения и торможения. В GPS-трекеры встроены акселерометры, измеряющие ускорения по трём осям, и на их основе и рассчитываются частоты соответствующих ускорений и торможений (одна ось, разные направления) и боковых ускорений (по другой оси). Вертикальные ускорения не рассматриваются, т.к. не несут в себе достаточно достоверной информации о стиле вождения. Границы для разделения ускорений по уровням выбраны на основе эмпирических соображений компанией, предоставляющей данные. Стоит также отметить, что ускорения 1 уровня (0.2 – 0.3 G) свойственны не столько «лихачам» (как ускорения более высокого уровня и боковые ускорения), сколько людям, трогающимся на светофоре или в пробке. Большинство водителей имеют достаточно большие частоты ускорений 1 уровня, но это скорее означает, что они большую часть времени проводят в городе или в пробках. Ускорения более высокого уровня действительно являются характеристикой достаточно активного (и даже агрессивного) стиля вождения, как и боковые ускорения. При этом боковые ускорения 1 уровня скорее свойственны резким перестроениям в потоке, а более высоких уровней – прохождению поворотов на большой скорости.

Остальные используемые переменные – различные средние и максимальные показатели скорости и пробега. Так, с точки зрения распределения машин в выборке по общему и среднему пробегу наблюдается одномодальное распределение с тяжелым

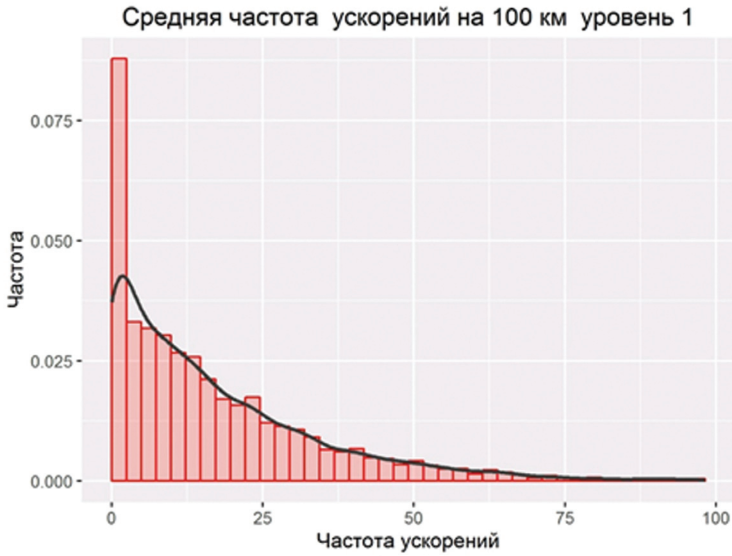

Рисунок 2. Средняя частота ускорений первого уровня на 100 км
Источник: составлено авторами

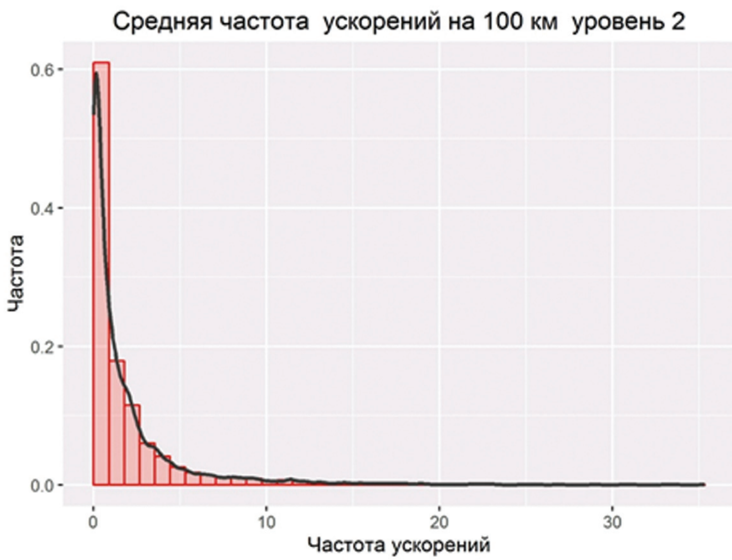

Рисунок 3. Средняя частота ускорений второго уровня на 100 км
Источник: составлено авторами

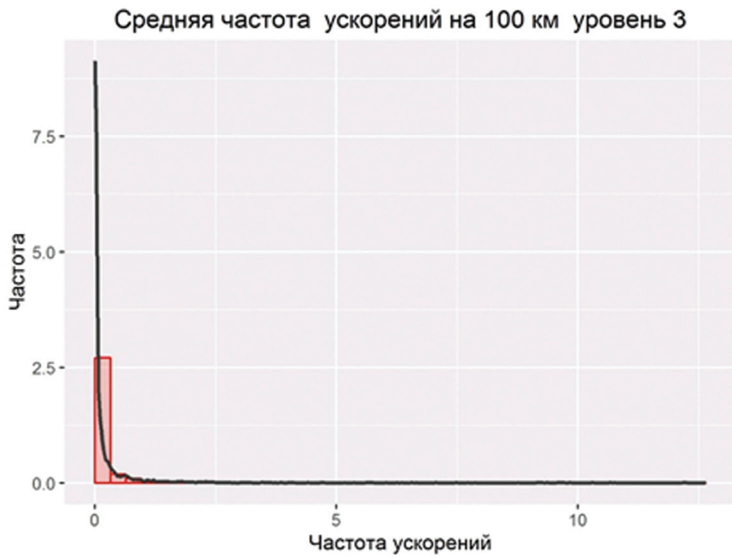

Рисунок 4. Средняя частота ускорений третьего уровня на 100 км
Источник: составлено авторами

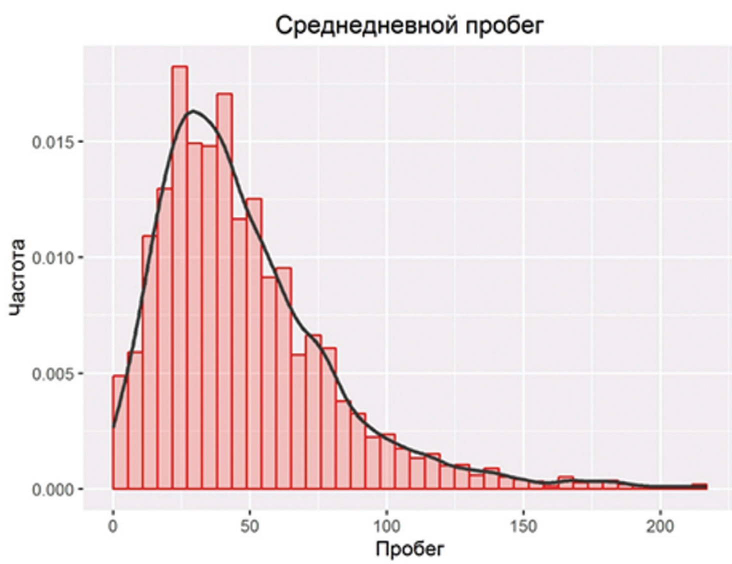

Рисунок 5. Средний дневной пробег
Источник: составлено авторами

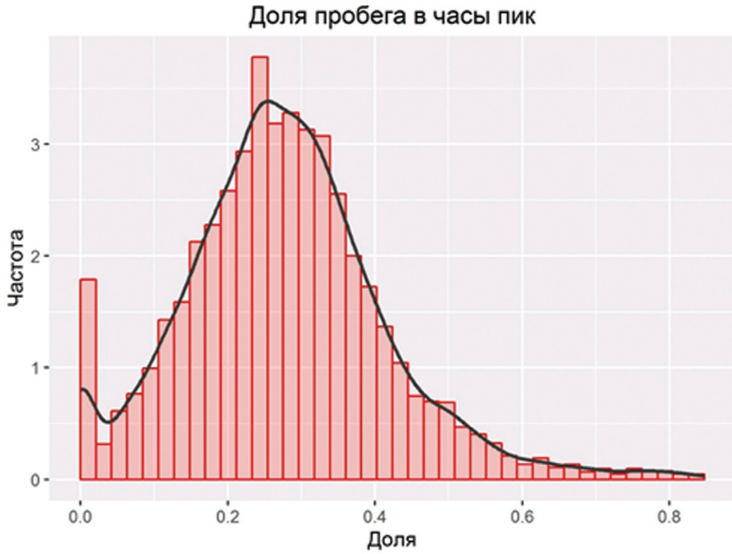

Рисунок 6. Доля пробега в часы пик
Источник: составлено авторами

правым хвостом. То есть наибольшее количество водителей сосредоточено вокруг типичного значения (для среднедневного пробега – 40 км). Поведение остальных – отклонения от этого типичного значения (для среднедневного пробега максимум превышает 200 км).

Распределение машин по доле пробега в часы пик имеет два локальных максимума: нулевые значения (без поездок в часы пик) и порядка 25 % (глобальный максимум). То есть присутствуют две группы, одна из которых вообще не ездит (порядка 10 % от всех), а другие ведут себя типично вокруг значения в 25 %. Доля пробега в ночное время имеет наиболее типичное значение в нуле. Остальные наблюдения – те, кто ездит ночью, чьи значения достигают 50 %.

Распределение машин по доле пробега в выходные имеет характерный пик на отметке в 30 %. Вокруг этого пика распределение, в целом, симметричное, плюс небольшой правый хвост, достигающий значений более 80 %.

Для разделений аварий по силе используются данные по убыткам и страховой сумме. Мы рассматриваем аварии с отношением убытков к страховой сумме меньше 5 % как слабые, от 5 до 20 % как средние, от 20 % как сильные. Из 5050 наблюдений мы имеем 766 наблюдений с авариями, из них 386 слабых, 278 средних и 102 сильные. Напомним, что рассматриваются только аварии, в которых был виновен данный водитель. ДТП по вине других участников, угоны, инциденты, связанные со стихийными бедствиями и пожарами, не рассматриваются.

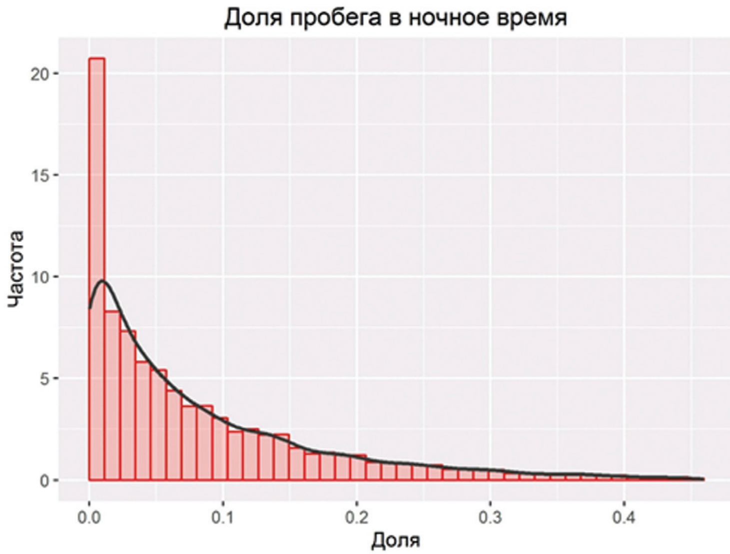

Рисунок 7. Доля пробега в ночное время
Источник: составлено авторами

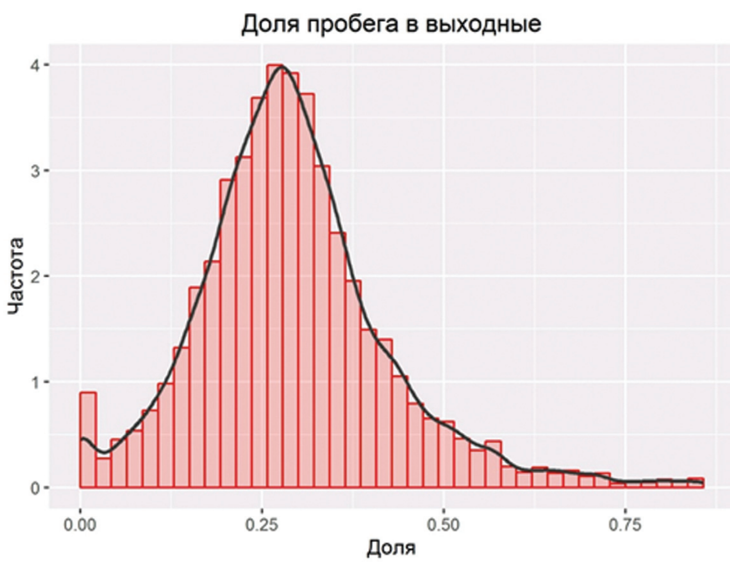

Рисунок 8. Доля пробега в выходные
Источник: составлено авторами

Результаты моделирования

Анализ проводился при помощи логистических регрессий, в качестве зависимой переменной рассматривалось попадание в ДТП в период наблюдения либо попадание в ДТП данной силы. Рассматривать в качестве зависимой переменной количество ДТП (и, соответственно, использовать регрессию Пуассона или отрицательную биномиальную регрессию вместо логистической) лишено большого смысла, т.к. только 199 водителей попали больше, чем в 1 ДТП. Однако в будущем, с ростом размера выборки, потребуется переход на модели счётных данных. Стоит отметить также, что модели для «частоты» аварий (числа аварий, делённого на общий пробег автомобиля) были апробированы, однако продемонстрировали очень низкую объясняющую силу, вследствие чего было принято решение остановиться на логистической регрессии. Все расчёты проведены в R.

Основные результаты приведены в таблице (в скобках указаны стандартные ошибки, все переменные значимы на 10 % уровне значимости).

Таблица

Результаты регрессионного анализа

	Все ДТП	Слабые	Средние	Сильные
(Intercept)	-2.784***	-3.352***	-3.896***	-3.295***
	(0.192)	(0.249)	(0.229)	(0.608)
mileage	3.569e-08***	2.770e-08***	2.945e-08***	
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	
a1	0.005**	0.007*	0.005	
	(0.002)	(0.003)	(0.003)	
avg_sp	-0.022***	-0.021**		
	(0.006)	(0.007)		
d_night_m			0.004	
			(0.002)	
day_m_pr				-0.023**
				(0.007)
max_n_sp	0.005***		0.005**	
	(0.001)		(0.002)	
max_ej_sp				0.011***
				(0.002)
max_mj_sp	0.004**	0.009***		
	(0.001)	(0.002)		

s1		-0.047***		0.006*
		(0.013)		(0.003)
sp3			-2831.014*	-9049.406*
			(1415.626)	(3927.849)
Aldrich-Nelson R-sq.	0.044	0.023	0.016	0.008
McFadden R-sq.	0.052	0.044	0.038	0.041
Cox-Snell R-sq.	0.045	0.024	0.016	0.008
Nagelkerke R-sq.	0.077	0.057	0.046	0.045
phi	1	1	1	1
Likelihood-ratio	231.006	120.498	81.475	40.551
p	0	0	0	0
Log-likelihood	-2084.825	-1303.132	-1035.533	-478.709
Deviance	4169.649	2606.264	2071.067	957.417
AIC	4181.649	2618.264	2083.067	967.417
BIC	4220.812	2657.427	2122.229	1000.053
N	5050	5050	5050	5050

Переменные со * значимы на 5 % уровне значимости, с ** на 1 % уровне значимости, с *** на 0.1 % уровне значимости. Остальные переменные значимы на 10 % уровне значимости.

Источник: составлено авторами.

В целом, можно выделить две группы факторов, влияющих на вероятность попадания в ДТП: это переменные, касающиеся использования автомобиля (пробег, частота ускорений 1 уровня и средняя скорость как показатели езды по городу, ночной пробег и доля пробега днём) и переменные, описывающие непосредственно стиль вождения (максимальные скорости, боковые ускорения и превышения скорости). Заметим дополнительно, что среднюю скорость мы трактуем именно как показатель использования автомобиля в городе или за городом, потому что этот показатель рассчитывается как средняя скорость за весь период наблюдения, включая медленную езду по городу и в пробках, перемещения по дворам и так далее. Среднее значение этой переменной по всем наблюдениям составляет 24,7 км/ч, для большинства водителей она лежит в пределах 20–30 км/ч и практически нигде не превышает 60 км/ч, что не позволяет использовать её как индикатор агрессивного стиля вождения.

Для начала разберём результаты для переменных использования автомобиля. Пробег стабильно увеличивает вероятность попадания в ДТП, что является ожидаемым результатом. Интерес здесь представляет тот факт, что пробег незначим для сильных аварий, как и большая часть показателей использования автомобиля. Использование автомобиля в городе увеличивает вероятность слабых и средних аварий, что видно из коэффициента при ускорениях 1 уровня и средней скорости, при этом эффект ослабевает с ростом силы аварии и пропадает для сильных аварий. Езда ночью оказывается принципиальна для средних аварий (ночной пробег увеличивает их вероятность) и сильных аварий (доля пробега днём, напротив, снижает их вероятность).

Переходя к переменным стиля вождения, отметим прежде всего влияние максимальных скоростей: как для общей модели, так и для моделей для всех трёх уровней аварий, они значимы и увеличивают риск попадания в аварию. При том, несмотря на то, что все максимальные скорости примерно одинаково характеризуют стиль вождения, лучшей объясняющей силой для слабых аварий обладает максимальная скорость в утренний час пик, для средних – ночью, для сильных – в вечерний час пик.

Боковые ускорения 1 уровня увеличивают вероятность сильных аварий и снижают – слабых. Увеличение риска сильных аварий для любителей резких перестроений – результат достаточно ожидаемый, тогда как снижение риска слабых аварий может показаться неожиданным, однако определённая логика здесь присутствует: более агрессивный стиль вождения подразумевает большую концентрацию водителя. Слабые аварии, свойственные, как видно из результатов выше, движению в городе и в пробках, часто имеют своей причиной банальную потерю внимательности водителем, которая более характерна для водителей неторопливых и флегматичных. Активный и агрессивный водитель с меньшей вероятностью заснёт за рулём в пробке, но с большей – попадёт в серьёзную аварию.

Наконец, превышения скорости на 40–60 км/ч – неожиданно – снижают риск средних и сильных аварий. Это может быть объяснено через меньший объём движения в городе (где превысить больше, чем на 40, зачастую практически не представляется возможным) и больший – по трассе (где риск ДТП, при фиксированном пробеге, меньше), однако в целом этот результат требует дальнейшего исследования.

Заключение

Подводя итог, можно выделить следующие основные факторы стиля вождения и использования автомобиля, определяющие аварийность:

В общем: использование в городе и высокие максимальные скорости.

Для слабых аварий: использование в городе, высокие максимальные скорости. Несколько снижает риск активный или агрессивный стиль езды, но это компенсируется ростом риска сильных аварий.

Для средних аварий: использование в городе и езда в ночное время суток.

Для сильных аварий: снижается роль способа использования автомобиля, основные факторы – высокие максимальные скорости и агрессивный стиль езды.

Заметим также, что основным индикатором агрессивного стиля езды оказались не резкие ускорения и торможения, а резкие перестроения.

Полученные результаты позволяют сделать выводы, касающиеся возможных направлений развития политики в области регулирования дорожного движения: требуется как улучшать условия дорожного движения, так и ужесточать контроль за превышениями скорости в ночное время суток. Принятое не так давно наказание за агрессивное вождение – мера, потенциально способная снизить число серьёзных аварий при правильной реализации, при этом в число основных индикаторов агрессивного вождения должны также входить агрессивные перестроения.

ИСТОЧНИКИ:

1. Корчагин В.А., Ляпин С.А., Клявин В.Э., Ситников В.В. Повышение безопасности движения автомобилей на основе анализа аварийности и моделирования ДТП // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 6-2. – с. 251-256.
2. Моисеева О.В., Клевеко В.И. Анализ аварийных случаев с участием пешеходов в г. Перми // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Строительство и архитектура. – 2015. – № 4. – с. 134-143.
3. Anderson T. Comparison of spatial methods for measuring road accident 'hotspots': a case study of London // Journal of Maps. – 2007. – № 1. – p. 55-63.
4. Bíl M., Andrášik R., Janoška Z. Identification of hazardous road locations of traffic accidents by means of kernel density estimation and cluster significance evaluation // Accident Analysis & Prevention. – 2013. – p. 265-273.
5. Durduran S.S. A decision making system to automatic recognize of traffic accidents on the basis of a GIS platform // Expert Systems with Applications. – 2010. – № 12. – p. 7729-7736.
6. Elliott, Mark A., Christopher J. Armitage, and Christopher J. Baughan Drivers' compliance with speed limits: an application of the theory of planned behavior // Journal of Applied Psychology. – 2003. – № 5. – p. 964.
7. Erdogan S. et al Geographical information systems aided traffic accident analysis system case study: city of Afyonkarahisar // Accident Analysis & Prevention. – 2008. – № 1. – p. 174-181.
8. French, Davina J., et al Decision-making style, driving style, and self-reported involvement in road traffic accidents // Ergonomics. – 1993. – № 6. – p. 627-644.
9. Kashani, Ali Tavakoli, Afshin Shariat Mohaymany Analysis of the traffic injury severity on two-lane, two-way rural roads based on classification tree models // Safety Science. – 2011. – № 10. – p. 1314-1320.
10. Kashani, Ali Tavakoli, Afshin Shariat-Mohaymany, and Andishe Ranjbari Analysis of factors associated with traffic injury severity on rural roads in Iran // Journal of injury and violence research 4. – 2012. – № 1. – p. 36.
11. Kosuge, Ritsu, et al Predictors of driving outcomes including both crash involvement and

driving cessation in a prospective study of Japanese older drivers // Accident Analysis & Prevention. – 2017. – № 106. – p. 131-140.
12. Olszewski P. et al Pedestrian fatality risk in accidents at unsignalized zebra crosswalks in Poland // Accident Analysis & Prevention. – 2015. – p. 83-91.
13. Park, Ho-Chul, et al Cross-classified multilevel models for severity of commercial motor vehicle crashes considering heterogeneity among companies and regions // Accident Analysis & Prevention. – 2017. – № 106. – p. 305-314.
14. Quddus M.A. Time series count data models: an empirical application to traffic accidents // Accident Analysis & Prevention. – 2008. – № 5. – p. 1732-1741.
15. Taubman-Ben-Ari, Orit, Mario Mikulincer, Omri Gillath The multidimensional driving style inventory—scale construct and validation // Accident Analysis & Prevention. – 2004. – № 3. – p. 323-332.
16. Tesema, Tibebe Beshah, Ajith Abraham, Crina Grosan Rule mining and classification of road traffic accidents using adaptive regression trees // International Journal of Simulation. – 2005. – № 10-11. – p. 80-94.

REFERENCES:

Anderson T. (2007). Comparison of spatial methods for measuring road accident 'hotspots': a case study of London Journal of Maps. 3 (1). 55-63.

Bíl M., Andrášik R., Janoška Z. (2013). Identification of hazardous road locations of traffic accidents by means of kernel density estimation and cluster significance evaluation Accident Analysis & Prevention. 55 265-273.

Durduran S.S. (2010). A decision making system to automatic recognize of traffic accidents on the basis of a GIS platform Expert Systems with Applications. 37 (12). 7729-7736.

Elliott, Mark A., Christopher J. Armitage, and Christopher J. Baughan (2003). Drivers' compliance with speed limits: an application of the theory of planned behavior Journal of Applied Psychology. 88 (5). 964.

Erdogan S. et al (2008). Geographical information systems aided traffic accident analysis system case study: city of Afyonkarahisar Accident Analysis & Prevention. 40 (1). 174-181.

French, Davina J., et al (1993). Decision-making style, driving style, and self-reported involvement in road traffic accidents Ergonomics. 36 (6). 627-644.

Kashani, Ali Tavakoli, Afshin Shariat Mohaymany (2011). Analysis of the traffic injury severity on two-lane, two-way rural roads based on classification tree models Safety Science. 49 (10). 1314-1320.

Kashani, Ali Tavakoli, Afshin Shariat-Mohaymany, and Andishe Ranjbari (2012). Analysis of factors associated with traffic injury severity on rural roads in Iran Journal of injury and violence research 4. 4 (1). 36.

Korchagin V.A., Lyapin S.A., Klyavin V.E., Sitnikov V.V. (2015). Povyshenie bezopasnosti dvizheniya avtomobiley na osnove analiza avariynosti i modelirovaniya DTP [Improving traffic safety based on emergency analysis and road accident emulation]. Fundamental research. (6-2). 251-256. (in Russian).

Kosuge, Ritsu, et al (2017). Predictors of driving outcomes including both crash involvement and driving cessation in a prospective study of Japanese older drivers Accident Analysis & Prevention. (106). 131-140.

Moiseeva O.V., Kleveko V.I. (2015). Analiz avariynyh sluchaev s uchastiem peshekhodov v g. Permi [Analysis of accidents involving pedestrians in Perm]. Vestnik Permskogo natsionalnogo issledovatelskogo politekhnicheskogo universiteta. Stroitelstvo i arkhitektura. (4). 134-143. (in Russian).

Olszewski P. et al (2015). Pedestrian fatality risk in accidents at unsignalized zebra crosswalks in PolandAccident Analysis & Prevention. 84 83-91.

Park, Ho-Chul, et al (2017). Cross-classified multilevel models for severity of commercial motor vehicle crashes considering heterogeneity among companies and regions Accident Analysis & Prevention. (106). 305-314.

Quddus M.A. (2008). Time series count data models: an empirical application to traffic accidents Accident Analysis & Prevention. 40 (5). 1732-1741.

Taubman-Ben-Ari, Orit, Mario Mikulincer, Omri Gillath (2004). The multidimensional driving style inventory—scale construct and validation Accident Analysis & Prevention. 36 (3). 323-332.

Tesema, Tibebe Beshah, Ajith Abraham, Crina Grosan (2005). Rule mining and classification of road traffic accidents using adaptive regression trees International Journal of Simulation. 6 (10-11). 80-94.