

## Раздел III. Интеллектуальные технологии управления

УДК 629.7.016

А.Я. Бондарец, О.Д. Крееренко

### ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ТОРМОЖЕНИЯ КОЛЕС САМОЛЕТА НА ВЗЛЕТНОЙ ПОЛОСЕ, ПОКРЫТОЙ ОСАДКАМИ

#### Введение

Расчеты и математическое моделирование являются необходимыми инструментами для выполнения исследований и определения эксплуатационных ограничений при разработке авиационной техники. Однако применение расчетных методов сталкивается с проблемой согласования результатов расчета (математического моделирования) и эксперимента, т.е. необходима идентификация параметров по экспериментальным данным о поведении реального объекта.

Опыт разработки и применения процедуры уточнения параметров математической модели динамики полета по результатам летных испытаний [7,8] показал, что наиболее сложным элементом практических задач идентификации является согласование результатов, получаемых на различных образцах исходных данных. В процедуре [7] была сделана попытка преодоления этой проблемы путем идентификации поправок к аэродинамическим коэффициентам с оптимизацией критериев рассогласования сразу по двум (нескольким) фрагментам эталонных данных, полученным в близких условиях, например, дачи "на себя" и "от себя" ("влево", "вправо"), выполненные при одинаковых скоростях и высотах полета. Тем не менее при решении задачи [8] основные усилия пришлось потратить именно на согласование и «сшивку» поправок, которые определяла процедура идентификации на разных образцах данных.

Искусственные нейронные сети (ИНС) содержат в себе адаптивные алгоритмы, которые позволяют воспроизводить математические зависимости между входными и выходными параметрами объекта. Причем в отличие от традиционных методов идентификации, нейронные сети обладают памятью, т.е. результаты уточняются и накапливаются при повторных циклах „обучения” (при использовании новых образцов исходных данных). Таким образом, нейронные сети потенциально позволяют получить необходимые зависимости сразу для широкого спектра условий и при этом нивелировать неизбежные в экспериментальных данных случайные факторы (при повторных циклах „обучения” по различным образцам данных).

Известны примеры использования ИНС для идентификации параметров математической модели самолета [5,6]. Однако в [5], на наш взгляд, не исчерпаны вышеназванные преимущества нейросетей – искомые параметры матмодели идентифицируются в линейном или кусочно-линейном представлении численными значениями, хотя ИНС потенциально обеспечивают поиск нелинейных функциональных зависимостей. В работе [6] обучение ИНС включено в алгоритм адаптивной системы управления полетом, т.е. оценка фактических параметров математической модели не рассмотрена как самостоятельная задача.

В данной работе применение ИНС исследовано в сравнительно простой задаче оценки фактических параметров сопротивления от колес при движении самолета на взлетно-посадочной полосе. В последние годы международные авиационные организации уделяли значительное внимание исследованиям поведения самолетов на земле, в частности, при выполнении взлетов и посадок на ВПП, покрытых осадками. В разработанных JAA предполагаемых поправках (NPA No 14/2004) [1] к европейским сертификационным требованиям обобщены современные знания в этой области, однако сделан вывод о необходимости дальнейшего изучения этой проблемы. О необходимости таких исследований свидетельствуют и сообщения об авиационных происшествиях, связанных с выкатыванием самолета за пределы ВПП. Актуальность адекватного математического описания движения самолета по покрытой осадками ВПП обусловлена тем, что в руководстве по эксплуатации (РЛЭ) должен быть отражен ряд типовых вариантов условий, а в летных испытаниях невозможно «точное попадание» в типовые условия – комбинации параметров состояния ВПП всегда уникальны для конкретного эксперимента. То есть для типовых условий загрязненной осадками ВПП, в отличие от сухой, рекомендации РЛЭ не всегда возможно подтвердить прямой демонстрацией летного эксперимента.

В докладе представлен опыт применения нейронной сети для определения фактических коэффициентов сопротивления от колес при движении самолета Бе-200 на взлетно-посадочной полосе, в том числе покрытой осадками (льдом, снегом, слякотью).

#### **Выбор вида ИНС**

Эффективность нейронных сетей для решения подобной задачи (оценки коэффициента трения качения) уже исследовалась авторами ранее [2]. Как и при идентификации коэффициента трения, для решения задачи выбрана нейронная сеть DCSL (Dynamic Cell Structure) из библиотеки [3] адаптивных нейронных сетей «Adaptive Neural Network Library».

Библиотека адаптивных нейронных сетей представляет собой набор блоков (подсистем), в которых реализуется работа нескольких адаптивных нейронных сетей, содержащих различные алгоритмы адаптации. Она состоит из 11 блоков, в которых реализованы следующие пять видов нейронных сетей:

- 1) ADALINE – адаптивные линейные сети (Adaptive Linear Network);
- 2) EBPA – двухслойные нейросети с расширенным алгоритмом обратного распространения (Extended BackPropagation);
- 3) RBF – нейронные сети с радиально-базисными функциями активации (Radial Basis Functions);
- 4) EMRAN – RBF-сети с расширенным минимальным ресурсом (Extended Minimal Resource Allocating);
- 5) DCS – кусочно-линейные и RBF-сети с динамической ячеистой структурой (Dynamic Cell Structure).

В процессе выполнения работы в качестве средства идентификации было испытано несколько вариантов нейронных сетей. Опыт показал, что нейронная сеть DCSL наиболее подходит для нашей задачи, так как требует небольшое число повторных циклов „обучения” для хорошей сходимости по отдельному образцу данных и, что более важно, лучше сохраняет хорошую сходимость, когда после обучения на других образцах данных мы возвращаемся к „уже пройденному” образцу. Преимущества «долговременной памяти» DCS-нейросетей отмечены и в работе [6].

DCSL представляет собой нейронную сеть с радиально-базисными функциями активации (RBF). Согласно [4] RBF-сети свободны от недостатков, присущих обучаемым многослойным нейронным сетям (МНС), и в этом смысле могут рассматриваться как альтернатива МНС. RBF-сети являются универсальными аппроксиматорами и при необременительных ограничениях могут быть применены для аппроксимации любой непрерывной функции. RBF-сети являются двухслойными сетями, в которых в рабочем режиме используется скрытый слой с фиксированным нелинейным преобразованием вектора входа, т.е. с ненастраиваемыми в процессе работы весовыми коэффициентами. Этот слой осуществляет статическое отображение входных переменных  $r$  в новые переменные  $q$ . Второй, линейный выходной, слой «взвешивает» эти переменные с настраиваемыми весами  $w$ . Скрытый слой RBF-сети выполнен в виде «самоорганизующейся карты Кохонена», каждый процессорный элемент которой имеет дополнительные боковые связи с соседними нейронами этого же слоя. Ошибка аппроксимации вычисляется непосредственно на выходе сети, но настройка только единственного, линейного по параметрам настройки слоя снимает проблему поиска глобального минимума функционала обучения и способствует быстрой сходимости процесса обучения сети.

#### Алгоритм

В нашей задаче искусственные нейронные сети (ИНС) являются инструментом идентификации. В процессе идентификации («обучения» ИНС) должны быть получены фактические параметры трения качения, сопротивления слоя осадков и торможения, при которых минимизируется рассогласование между эмпирическими и расчетными ускорениями. Задача реализована с использованием программных средств пакета Matlab Simulink.

На рис. 1 дан фрагмент схемы задачи идентификации, – структура обмена данными с блоком DCSL.

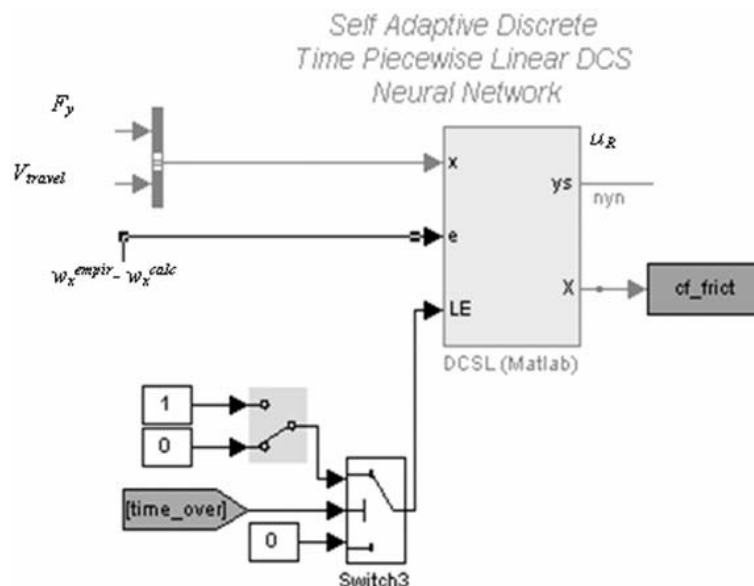


Рис. 1. Схема подключения ИНС-блока

Вход 'x' – аргументы определяемой нейронной сетью зависимости (в нашей задаче это  $F_y$  и  $V_{travel}$ ); процедура обучения нейронной сети протекает успешнее,

если аргументы находятся в диапазоне  $\pm 1$ , поэтому перед подачей в блок DCSL выполняется нормирование значений  $F_y$  и  $V_{travel}$ .

Выход 'ys' – определенное нейронной сетью значение функции (в нашем случае это  $\mu_R$ ).

Вход 'e' – критерий качества (в нашем случае это разница текущего расчетного и текущего эмпирического ускорений).

Вход 'LE' – ключ, при LE = 1 выполняется обучение нейронной сети, при LE = 0 – обучение отключено.

Выход 'X' – внутренние параметры нейронной сети (массив данных). В процессе обучения его содержание модифицируется.

Для решения задачи разработана математическая модель движения самолета по ВПП. В математической модели учитываются аэродинамические характеристики самолета, в том числе влияние положения механизации крыла, отклонений руля высоты и стабилизатора, а также выпуска аэродинамических тормозов (тормозных щитков и интерцепторов). Используются известные высотно-скоростные характеристики двигателя. Воздушная скорость определяется с учетом скорости и направления ветра. Учитываются соответствующие экспериментальным данным градиенты (уклоны) поверхности ВПП. Для целей идентификации математическая модель реализуется в виде расчета текущих продольных ускорений в процессе воспроизведения параметров реальных пробежек

$$w_x^{calc} = F_x / m, \quad (1)$$

где  $F_x$  – см. формулу (2);  $m$  – масса самолета.

При этом в процессе обучения нейронных сетей выборки скорости и положения самолета на ВПП (пройденный путь) берутся из эмпирических данных, а для контрольного моделирования математическая модель реализуется с интегрированием (получением расчетной динамики роста скоростей и дистанций).

Из экспериментальных данных определяются эмпирические ускорения  $w_x^{empir}$  (численным дифференцированием путевой скорости). Минимизация невязки ускорений выполняется путем модификации сил от колес шасси. Остальные составляющие расчетного ускорения предполагаются достоверными.

Проекция сил на продольную (вдоль ВПП) ось в данной задаче представлены следующей формулой:

$$F_x = P_x - G \cdot \sin(i) - X_{aero} - F_{R+D} - F_B, \quad (2)$$

где  $G$  – вес самолета;

$i$  – угол уклона поверхности ВПП (вверх > 0);

$P_x$  – проекция силы тяги двигателей на ось OX;

$X_{aero}$  – сила аэродинамического сопротивления;

$F_{R+D}$  – суммарная сила сопротивления качению и сопротивления от слоя осадков;

$$F_{R+D} = \mu_{R+D} (\delta^{2l} / r^{2l}, V, d_c) \cdot F_y^{2l} + \mu_{R+D} (\delta^{noc} / r^{noc}, V, d_c) \cdot F_y^{noc}; \quad (3)$$

$\delta^{2l}(F_y^{2l}), r^{2l}$  – вертикальная деформация шины главных колес и радиус необжатого главного колеса;

$\delta^{noc}(F_y^{noc}), r^{noc}$  – вертикальная деформация шины носовых колес и радиус необжатого носового колеса;

$F_y^{noc}$  и  $F_y^{zl}$  – вертикальные нагрузки на колесах носовой и главных стоек шасси;  
 $d_c$  – приведенная к плотности воды толщина осадков, эквивалентная толщине слоя воды (W.E.D);

$V$  – путевая скорость самолета;

$F_B$  – сила от тормозов колес;

$$F_B = \begin{cases} M_B / (r^{zl} - \delta^{zl}), & \text{если } F_B \leq F_y^{zl} \cdot \mu_{t/g}^{MAX}, \\ F_y^{zl} \cdot \mu_{t/g}^{MAX}, & \end{cases} \quad (4)$$

$M_B = f(P_B)$  – суммарный тормозной момент;

$P_B$  – давление в тормозной системе;

$\mu_{t/g}^{MAX} = f(V, \mu)$  – максимальный коэффициент торможения (tire to ground), который при данных условиях на ВПП обеспечен тормозной системой данного самолета (с учетом эффективности системы антиюза);

$\mu$  – номинальный коэффициент сцепления на ВПП.

Для определения  $F_y^{noc}$  и  $F_y^{zl}$  использованы условия равновесия проекций сил на ось OY (5) и балансировки моментов относительно оси OZ (6).

$$F_y^{noc} + F_y^{zl} + Y_{aero} + P_y - G \cdot \cos(i) = 0, \quad (5)$$

где  $Y_{aero}$  – аэродинамическая подъемная сила;

$P_y$  – проекция силы тяги двигателей на ось OY.

$$F_y^{noc} a_{noc} - F_y^{zl} a_{zl} + Y_{aero}(x_T - x_{T0}) + M_{Zaero} + M_{Zob} - (F_{R+D} + F_B) y_{шасси} - X_{aero}(y_T - y_{T0}) = 0, \quad (6)$$

где  $a_{noc}$ ,  $a_{zl}$  – плечи вертикальных нагрузок на колесах носовой и главных стоек шасси относительно центра тяжести самолета;

$x_T$ ,  $x_{T0}$  – текущее и продувочное положение центра тяжести самолета по оси OX;

$y_T$ ,  $y_{T0}$  – текущее и продувочное положение центра тяжести самолета по оси OY;

$M_{Zaero}$  – момент аэродинамических сил;

$M_{Zob}$  – момент от тяги двигателей;

$y_{шасси}$  – плечо сил  $F_{R+D}$  и  $F_B$  относительно центра тяжести.

Алгоритм идентификации схематично показан на рис. 2. Закономерности сопротивления качению на колесах носовой стойки приняты совпадающими с параметрами, которые процедура идентификации определяет для колес основной стойки. Поэтому для  $\mu_{R+D}^{noc}$  используется результат обучения, полученный через характеристики главного колеса.

Особенностью задачи является то, что мы имеем, в каком-то смысле, одно уравнение ( $w_x^{calc} = w_x^{empir}$ ) и два неизвестных ( $\mu_{R+D}$  и  $\mu_{t/g}^{MAX}$ ). Для преодоления этой проблемы использовано управление «ключом обучения»: при наличии давления в тормозах состояние искусственной нейронной сети (ИНС) «R+D» замораживается, идет обучение только ИНС «B». И наоборот.

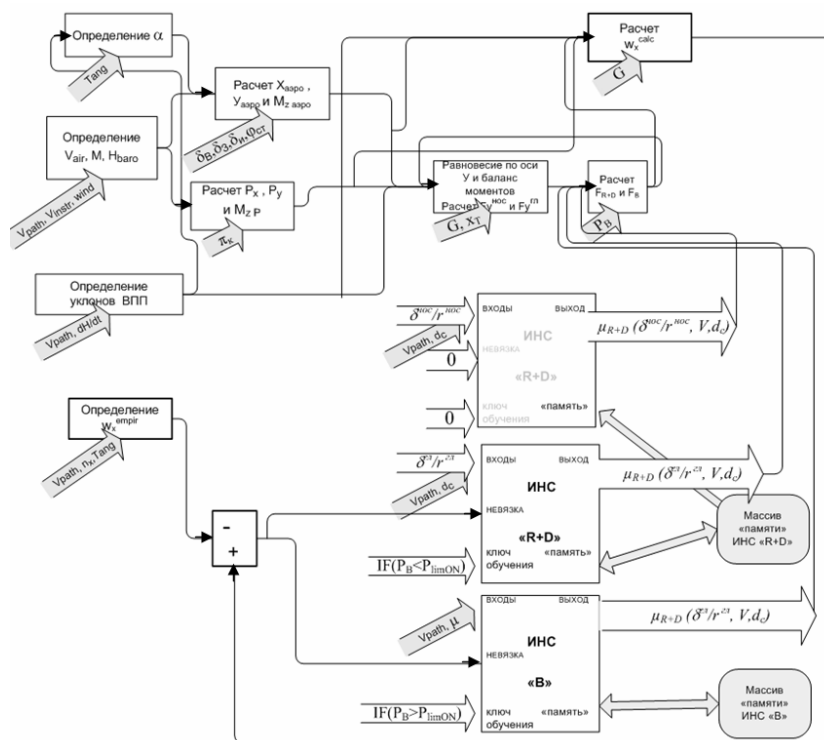


Рис. 2. Схема алгоритма идентификации (фигурными стрелками показаны данные, которые берутся из записей летного эксперимента)

### Результаты идентификации

Для идентификации коэффициента трения качения использованы данные о параметрах пробежек, полученные в летных испытаниях самолета. Данные для сухой ИВПП (искусственной взлетно-посадочной полосы) содержали 5 пробежек при весе самолета около 32 т, для покрытой уплотненным снегом ВПП 4 пробежки при весе около 30 т и для покрытой слякотью ВПП 1 пробежка при весе около 35 т. На рис. 3 показаны области определения функции  $\mu_{R+D}(\delta/r, V)$ , которые отражены в исходных данных. За пределами этих областей закономерности, которые содержит ИНС, следует рассматривать как ненадежную экстраполяцию. Необходимы результаты пробежек с весом самолета, близким к максимальному, чтобы уточнить влияние больших обжатий колеса на коэффициент  $\mu_{R+D}(\delta/r, V)$ .

В процессе выполнения данной работы были выработаны некоторые методические приемы, которые позволяют сократить время и повысить эффективность процесса обучения ИНС в нашей задаче. В частности, это «дискретизация» значений входных для ИНС сигналов, которая позволяет сократить разнообразие комбинаций в обучающих выборках. Для определения универсальных (пригодных для сходимости по всем образцам эмпирических данных) зависимостей необходимо разумное чередование циклов обучения по разным образцам. Если ИНС уже обучена по нескольким образцам данных, при добавлении нового образца данных необходимо провести повторные циклы обучения и по «старым» образцам, чтобы не потерять универсальность результата. После циклов «первоначального обучения»,

в которых задействованы обе ИНС «R+D» и «B», выполнялись циклы «доучивания», в которых одна из ИНС «замораживалась». Процесс изменения параметров при обучении ИНС «B» показан на рис. 4.

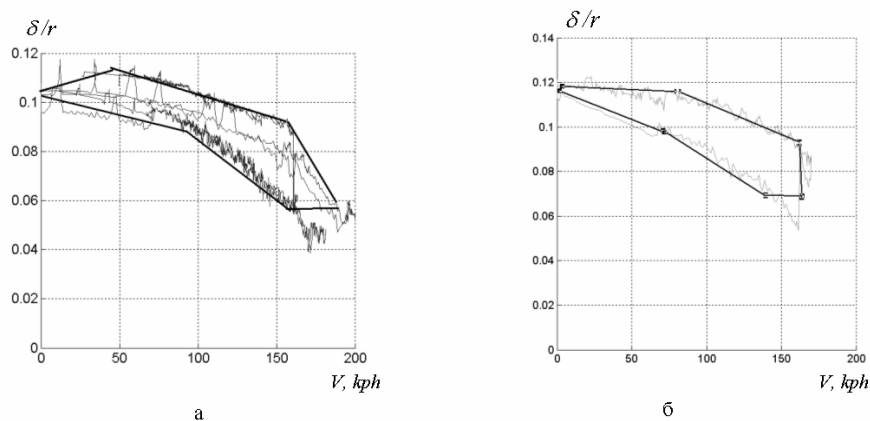


Рис. 3. Отраженные в экспериментальных данных области определения функции  $\mu_{R+D}(\delta/r, V)$ : а – на сухой ВПП и на ВПП, покрытой уплотненным снегом; б – на ВПП, покрытой слякотью

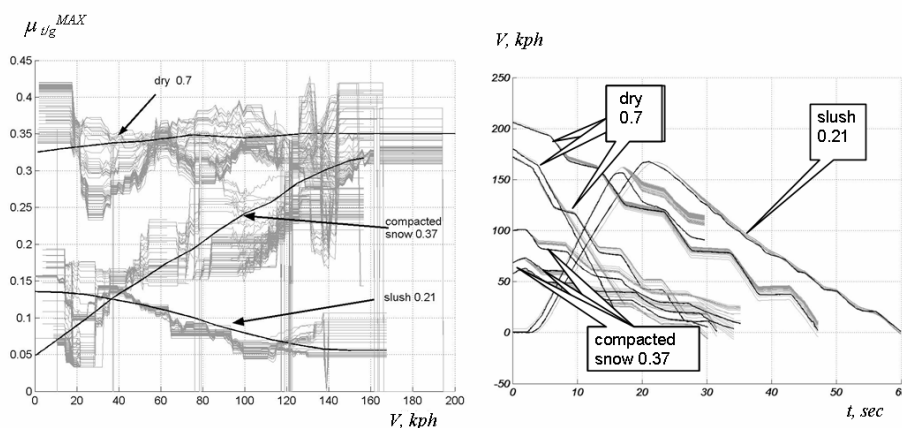


Рис. 4. Процесс обучения ИНС «B» (оценка предельного коэффициента сцепления  $\mu_{v/g}^{MAX}$ ). Этап «дообучения» при фиксированном состоянии ИНС «R+D». Использовано восемь обучающих выборок. Из них 3 на сухой ВПП (**dry**), 4 на ВПП покрытой уплотненным снегом (**compacted snow**) и 1 на ВПП покрытой слякотью (**slush**)

Полученные в данной работе результаты потребовали около 200 циклов обучения на каждый образец данных (при отработке процедуры идентификации пришлось выполнить значительно больше циклов, ориентировочная цифра 200 отражает число циклов после «обнуления» памяти ИНС в последнем варианте алгоритма и методики).

Параметры нейронной сети не дают наглядного представления о полученной зависимости. Чтобы представить результаты идентификации в наглядном виде,

выполнено «зондирование» нейронной сети. Результаты представлены в графическом виде и скорректированы вручную (аппроксимированы гладкими кривыми), а за пределами областей определения (рис. 3) экстраполированы экспертным путем. Полученные зависимости показаны на рис. 5. Результаты контрольного моделирования в сопоставлении с эмпирическими данными, а также с результатами при априорно назначенных значениях параметров  $\mu_{R+D}$  и  $\mu_{Vg}^{MAX}$ , показаны на рис. 6. Априорно назначались  $\mu_{R+D} = 0,3$  и  $\mu_{Vg}^{MAX} = \mu$ .

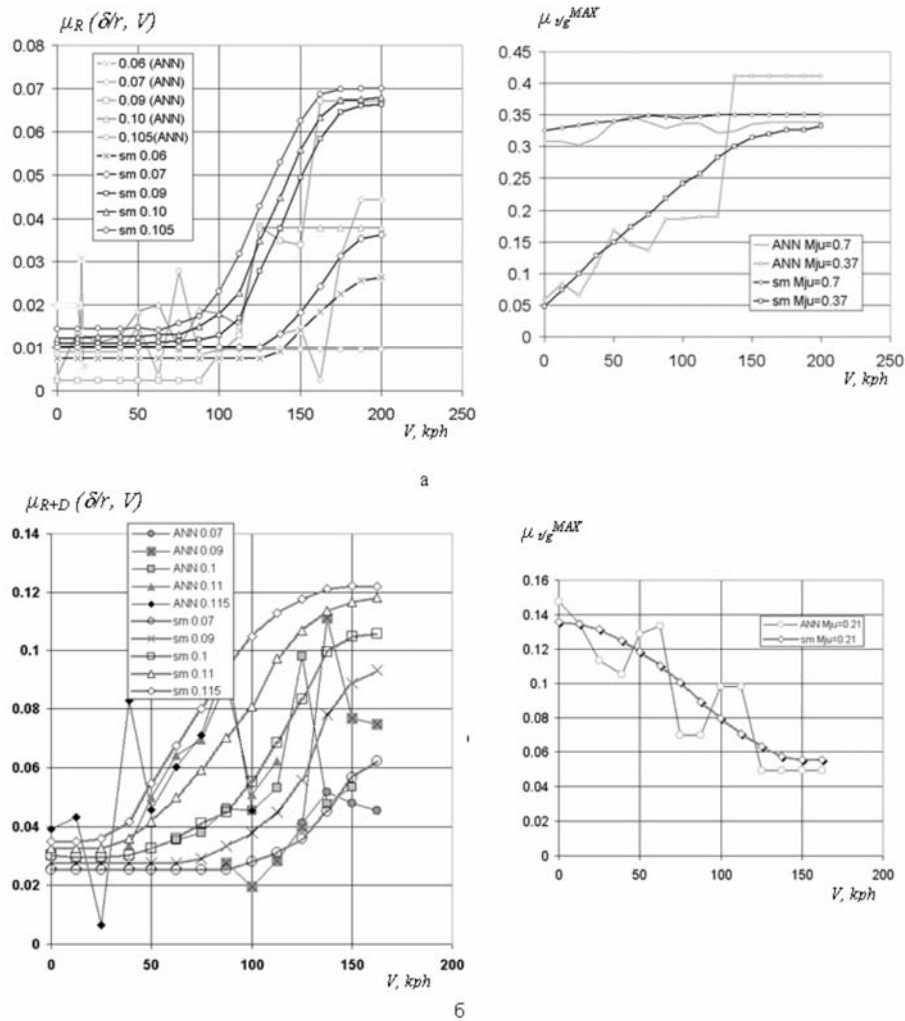


Рис. 5. Результаты оценки расчетных параметров движения самолета Бе-200 по ВПП. “ANN” – значения, полученные зондированием ИНС, “sm” – сглаженные вручную характеристики: а – на сухой ВПП и на ВПП, покрытой уплотненным снегом; б – на ВПП, покрытой слякотью



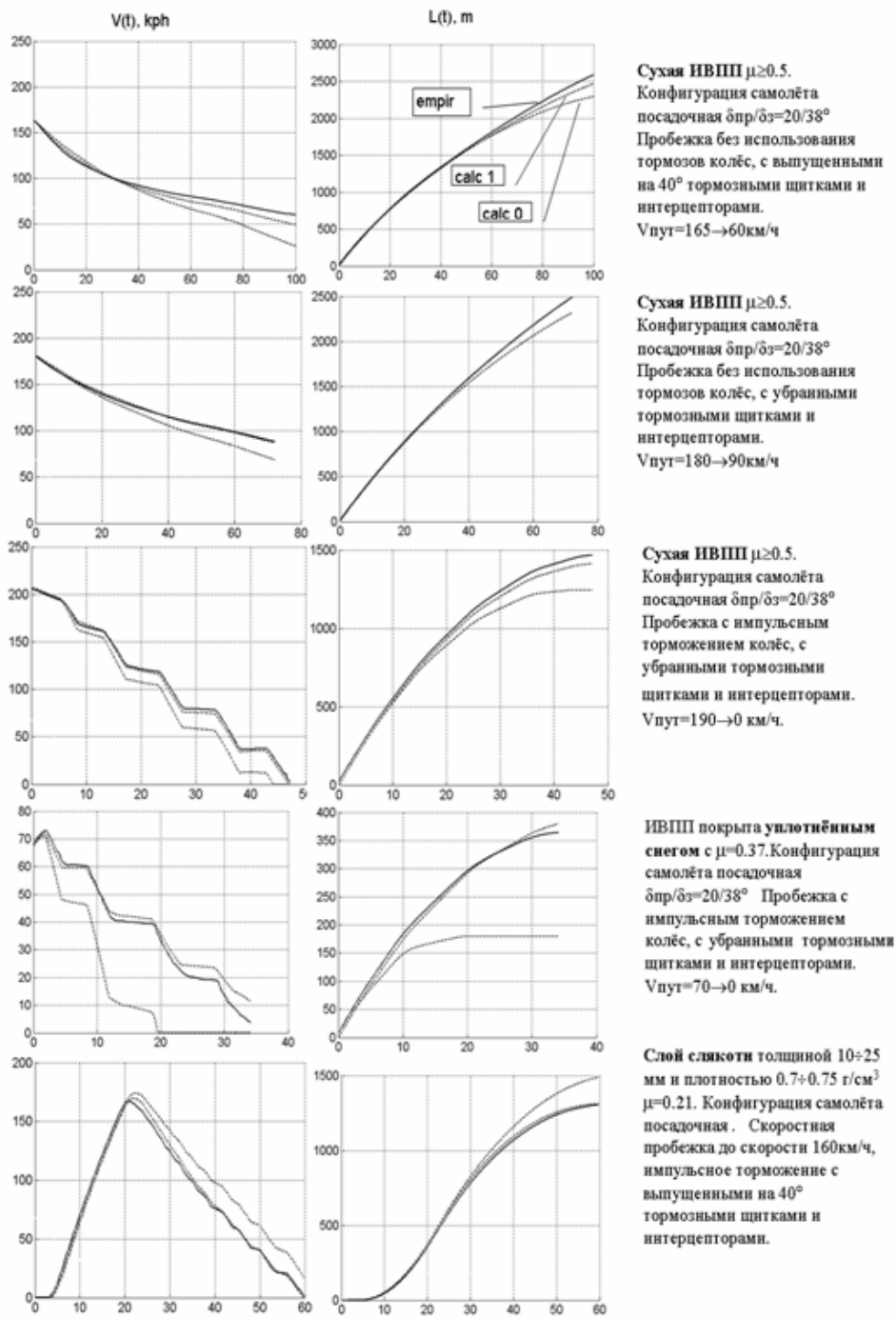


Рис. 6. Результаты математического моделирования с априорно назначенными параметрами (**calc 0**) и с параметрами, полученными после идентификации (**calc 1**), в сопоставлении с результатами испытаний (**empir**)

Результаты идентификации необходимо уточнить по дополнительным образцам экспериментальных данных, полученным при достаточно широком диапазоне весов самолета. Для чистой ВПП определена (рис. 5,а) существенная зависимость  $\mu_R$  от обжатия колес и скорости. Так как диапазон обжатий колес в рассмотренных экспериментах был обусловлен только выпуском воздушных тормозов, а вес самолета был практически одинаковым, возможно здесь проявилось влияние неточности аэродинамических данных. Обработка экспериментов, выполненных при большом весе самолета без выпуска воздушных тормозов, позволит уточнить картину.

Влияние слоя слякоти на сопротивление качению очевидно при сопоставлении  $\mu_R(\delta/r, V)$  на рис. 4,а и  $\mu_{R+D}(\delta/r, V)$  на рис. 5,б. После накопления достоверных результатов идентификации коэффициента  $\mu_R$  на чистой ВПП мы предполагаем вместо комплексного коэффициента  $\mu_{R+D}(\delta/r, V)$  оценивать в процедуре идентификации саму добавку сопротивления от слоя осадков, полагая при этом фактическую характеристику  $\mu_R(\delta/r, V)$  уже известной.

Фактический (с учетом особенностей антиюзовой системы самолета) коэффициент сцепления для сухой ВПП оказался довольно низким (около 0,35). Поведение этого коэффициента  $\mu_{t/g}^{MAX}(V)$  на уплотненном снеге (понижение сцепления на малых скоростях) также требует дополнительного анализа и уточнения. Анализ полученной для слякоти зависимости  $\mu_{t/g}^{MAX}(V)$  в сопоставлении с рекомендуемой для этих условий расчетной формулой

$$\mu_{t/g}^{MAX}(V) = -0,0632(V/100)^3 + 0,2683(V/100)^2 - 0,4321(V/100) + 0,3485$$

из NPA-14 ( $V$  – скорость в узлах) показывает, что идентифицированные фактические параметры Бе-200 имеют схожее поведение, однако хуже расчетных (рис. 7).

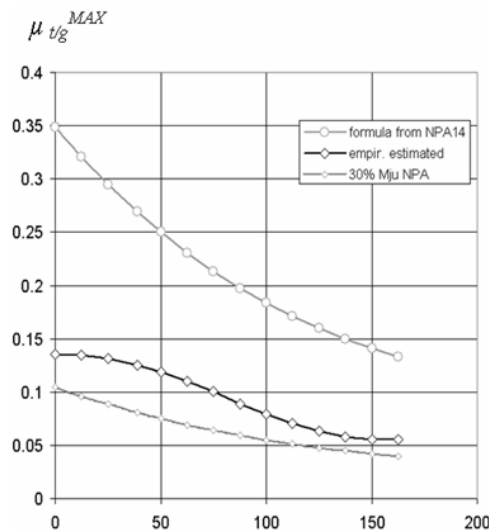


Рис. 7. Полученная для условий слякоти зависимость  $\mu_{t/g}^{MAX}(V)$  в сопоставлении с рекомендуемой для этих условий в NPA-14

Если предположить, что формула из NPA-14 должна в расчетах применяться с установленной в АП-25 (для влажной ВПП) поправкой, зависящей от типа установленной на самолете антиюзовой автоматики, то наоборот – полученная харак-

теристика оказывается почти в полтора раза лучше рекомендуемой (на Бе-200 установлен антиюз импульсного типа, – рекомендуемый поправочный коэффициент равен 0,3).

### Выводы

Опыт выполнения данной работы подтвердил целесообразность использования ИНС для оценки фактических параметров математической модели движения самолета по ВПП. Показано, что основанный на применении ИНС алгоритм позволяет выполнять оценку значений параметров в виде функциональных зависимостей. При этом также обеспечивается согласование результатов получаемых по разным образцам экспериментальных данных (сглаживание влияния случайных факторов).

В то же время нужно учитывать, что разработанная процедура идентификации не обеспечивает автоматическое преобразование эмпирических данных в искомые закономерности. Практика идентификации показала, что успешное решение этой задачи не исчерпывается обработкой данных. То, что ИНС обеспечивают получение функциональных зависимостей и согласование результатов обработки по нескольким образцам данных, позволяет уменьшить трудности согласования и «сшивки» получаемых значений параметров. Однако необходимо участие человека-эксперта для оперативного анализа исходных данных и результатов, а также настройки опций процедуры обработки.

Выбранная для выполнения данной работы программная среда (Matlab Simulink) обеспечила возможности отработки подходов и тестирования различных вариантов алгоритма. Однако многие, в том числе очень простые, алгоритмические приемы средствами Simulink реализовать трудно или невозможно. Имеются и проблемы с обеспечением удобного интерфейса. В частности, в задачах идентификации, где предполагается обработка и анализ большого числа вариантов экспериментальных данных, важно иметь надежно контролируемые средства управления исходными данными, а также регистрации и оперативного графического анализа результатов. Возможности управления исходными данными и графического контроля, которые предоставляет Matlab Simulink, неудовлетворительны для задач такого типа.

Необходимо совершенствование алгоритма программы и методики ее применения, чтобы минимизировать вероятность получения ошибочных результатов и уменьшить потребность в экспертном контроле процесса обработки. Поэтому для решения более сложных практических задач идентификации целесообразно разработать специальные программные средства, например, на платформе языка программирования C++.

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. JAA NPA. No 14/2004 on certification specifications for large aeroplanes (CS-25) Operation on Contaminated Runways.
2. Бондарец А.Я., Крееренко О.Д. Использование нейронной сети для идентификации параметров математической модели самолета по данным из летных экспериментов // Сборник докладов международной научно-технической конференции «Новые рубежи авиационной науки» ASTEC'07. – М., 2007.
3. Giampetro Campa & Mario Luca Fravolini, «Adaptive Neural Network Library», Version 3.1 (Matlab R11.1 through R13), West Virginia University, Jul 2003.
4. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления: Учеб. пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: Высш. шк., 2002. – 183 с.

5. Живов Ю.Г. Использование искусственной нейронной сети для определения аэродинамических характеристик самолета из летных испытаний / Ю.Г. Живов, А.В. Каргопольцев, А.С. Фадеев // Техника воздушного флота. 2007. Т.81. №3/4(686/687). – С.4-15.
6. Williams-Hayes P.S. Selected flight tests results for online learning neural network-based flight control system. - NASA/ TM-2004-212857, 2004.
7. Бондарец А.Я. Процедура уточнения математической модели динамики полета по результатам летных испытаний // Сборник докладов 3-й научной конференции «Гидроавиасалон-2000». – М., 2000.
8. Бондарец А.Я., Оголев Ю.А. Результаты уточнения математической модели динамики полета самолета-амфибии Бе-200 по результатам летных испытаний // Сборник докладов 4-й научной конференции «Гидроавиасалон-2002». – М., 2002.

УДК 681.511.4

**М.Ю. Сиротенко**

**СИНТЕЗ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПЛАНИРОВЩИКА ПЕРЕМЕЩЕНИЙ  
АВТОНОМНОГО РОБОТИЗИРОВАННОГО КОМПЛЕКСА НА БАЗЕ  
ДИРИЖАБЛЯ, ФУНКЦИОНИРУЮЩЕГО В АПРИОРИ  
НЕФОРМАЛИЗОВАННОЙ СРЕДЕ**

**Введение**

Планирование перемещений мобильных роботов является высшей иерархической ступенью в структуре системы управления, получая на входе задание и выдавая на выходе траектории движения, при отработке которых робот достигает цели. Передвижение робота в априори неформализуемой среде означает необходимость решения трудноформализуемых задач, таких как формирование пути обхода препятствий по неполным или зашумленным сенсорным данным. В данной работе для решения этой задачи предлагается использовать аппарат нейронных сетей и классические методы планирования траекторий. С учетом этого сформулируем постановку задачи.

**Постановка задачи**

Для синтеза планировщика перемещений необходимо на основе особенностей объекта управления определить следующие основные начальные условия: тип входных данных, тип выходных данных, размерность и тип конфигурационного пространства, требования к быстродействию, требования к обходу препятствий, требования к учету формы объекта, интеллектуальные функциональные возможности, критерии функционирования.

Особенности робототехнического комплекса на базе дирижабля заключаются в следующем [1]:

1. как правило, большие габариты, сферическая форма;
2. малая динамика, большая инерционность, как следствие малая маневренность;
3. движение в трехмерном пространстве;
4. возможные препятствия – другие летательные объекты, а также объекты рельефа и сооружения;
5. фоном, чаще всего, является небо, на котором любые объекты выглядят контрастно.