

13. Ваткин, М.Е. Идентификация объектов на цветных изображениях топологического слоя интегральной схемы / М.Е. Ваткин, А.А. Дудкин, А.В. Инютин // Информатика. – 2005. – № 4 (8). – С. 57-67.
14. Садыхов, Р.Х. Нейронная сеть для классификации объектов на полутонных изображениях / Р.Х. Садыхов, М.Е. Ваткин, А.А. Дудкин // Problems of Cybernetics and Informatics (PCI 2006): proc. of Int. Conf., Baku, Azerbaijan, Oct. 24-26, 2006 / Azerbaijan National Academy of Sciences. – Баку, Азербайджан, 2006. – Т. III. – С. 33-36.
15. Садыхов, Р.Х. Обработка изображений и идентификация объектов в системах технического зрения / Р.Х. Садыхов, А.А. Дудкин // Искусственный интеллект. – 2006. – № 3. – С. 634-643.
16. Zhang, Z. A survey on evaluation methods for image segmentation / Z. Zhang // Pattern Recognition. – 1996. – Vol. 29 (8). – P. 1335-1346.
17. Фейнберг, В.З. Геометрические задачи машинной графики больших интегральных схем / В.З. Фейнберг. – М.: Радио и связь, 1987. – 176 с.
18. Mead, C. Introduction to VLSI Systems / C. Mead, L. Conway. – Addison-Wesley, 1980. – 396 p.

Материал поступил в редакцию 20.09.08

DOUDKIN A.A. Layout restoring algorithms for a task of integrated circuits r e-design

Algorithms are proposed for basic stages of integrated circuit layout restoring: image merging, layout object identification, geometric forms and brightness features correction for the object under restoring. As the algorithms are parametric adjusted, it is possible to use them for layout control during integrated circuit and mask production.

УДК 693.22.004.18

Бондарец А.Я., Крееренко О.Д.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ ФАКТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ТОРМОЖЕНИЯ КОЛЕС САМОЛЕТА НА ВЗЛЕТНОЙ ПОЛОСЕ, ПОКРЫТОЙ ОСАДКАМИ

При эксплуатации самолета-амфибии Бе-200 в составе подразделений МЧС нельзя исключить необходимость использования взлетно-посадочных полос (ВПП), покрытых осадками. 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.

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). Эффективность нейронных сетей для решения подобной задачи (оценки коэффициента трения качения) была исследована авторами ранее (см. [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». Инструментом идентификации являются искусственные нейронные сети (ИНС), в которых в процессе «обучения» должны быть получены фактические параметры трения качения, сопротивления слоя осадков и торможения. Задача реализована с использованием программных средств пакета Matlab Simulink.

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 высотноскоростные 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). В процессе идентификации минимизируется рассогласование между эмпирическими и расчетными ускорениями. Минимизация невязки ускорений выполняется путем модификации сил от колес шасси. Остальные составляющие расчетного ускорения предполагаются достоверными.

Проекция сил на продольную (вдоль ВПП) ось 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 на ось OX; X_{aero} – сила аэродинамического сопротивления,

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

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

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

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

F_y^{noc} и F_y^{2n} вертикальные нагрузки на колесах носовой и главных стоек шасси;

d_c – приведенная к плотности воды толщина осадков, эквивалентная толщина слоя воды;

V – путевая скорость самолета; F_B – сила от тормозов колес;

$$F_B = \begin{cases} M_B / (r^{2n} - \delta^{2n}), & \text{если } F_B \leq F_y^{2n} \cdot \mu_{t/g}^{MAX} \\ F_y^{2n} \cdot \mu_{t/g}^{MAX} & \end{cases} \quad (4)$$

где $M_B = f(P_B)$ – суммарный тормозной момент; P_B – давление в тормозной системе;

Бондарец Анатолий Яковлевич, ведущий инженер-конструктор ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс им. Г.М. Бериева» (ТАНТК им. Г.М. Бериева).

Крееренко Ольга Дмитриевна, ведущий инженер-конструктор ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс им. Г.М. Бериева» (ТАНТК им. Г.М. Бериева).

ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс

ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс

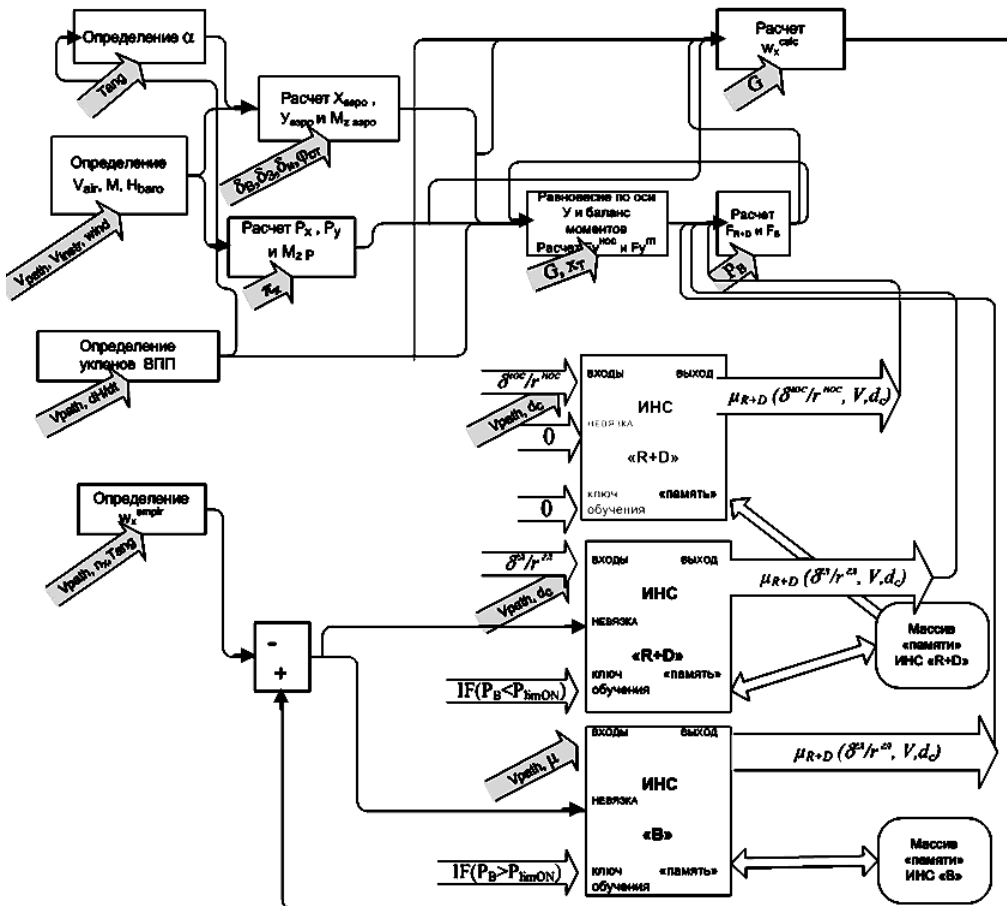


Рис. 1. Схема алгоритма идентификации (фигурными стрелками показаны данные, которые берутся из записей летного эксперимента)

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

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

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

где Y_{aero} – аэродинамическая подъемная сила; P_y – проекция силы тяги двигателей на ось OY.

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

где a_{noc} , $a_{эл}$ – 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; $M_{Z\delta e}$ – момент от тяги двигателей;

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

Алгоритм идентификации схематично показан на рис. 1. Закономерности сопротивления качению на колесах носовой стойки приняты совпадающими с параметрами, которые процедура идентификации определяет для колес основной стойки. Поэтому для μ_{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 (μ_{R+D} и μ_{tg}^{MAX}). Для преодоления этой проблемы использовано управле-

ние «ключом обучения»: при наличии давления в тормозах состояние искусственной нейронной сети (ИНС) «R+D» замораживается, идет обучение только ИНС «B». И наоборот.

Для идентификации коэффициента трения качения использованы данные о параметрах пробежек, полученные в летных испытаниях самолета. Данные для сухой ВПП содержали 5 пробежек при весе самолета около 32т, для покрытой уплотненным снегом ВПП - 4 пробежки при весе около 30т и для покрытой слякотью ВПП - 1 пробежка при весе около 35т. На рис. 2 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. Необходимо рассматривать 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. 3.

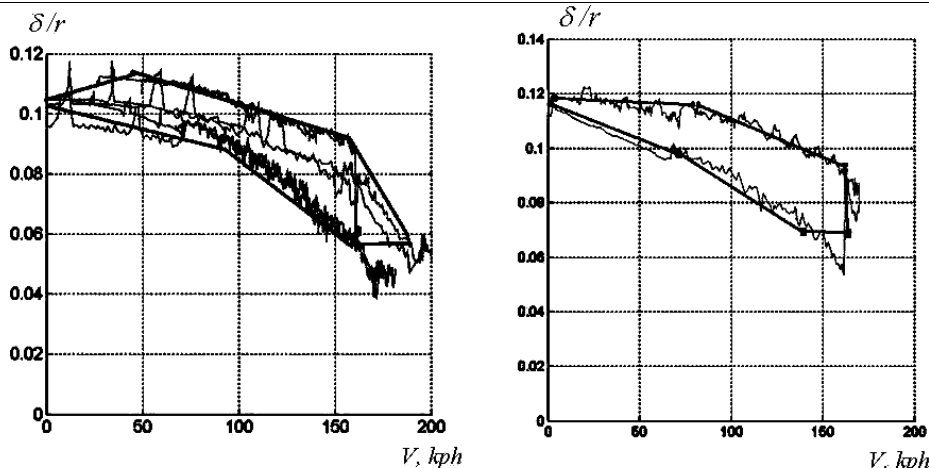


Рис. 2. Отраженные в экспериментальных данных области определения функции $\mu_{R+D}(\delta/r, V)$: слева - сухая ВПП и уплотненный снег; справа - слякоть

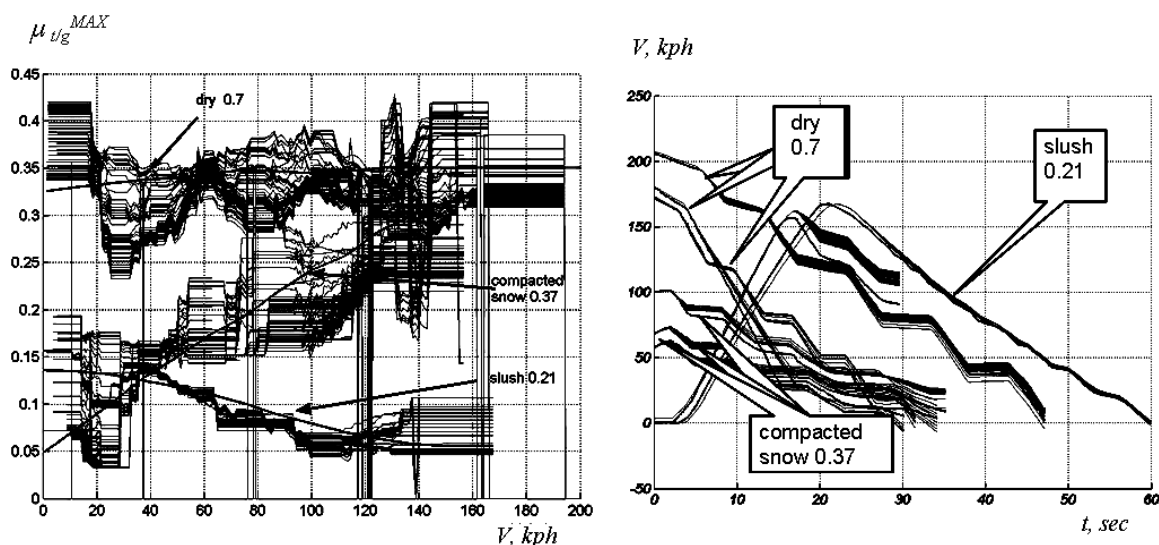


Рис. 3. Обучение ИНС «В» (оценка предельного коэффициента сцепления μ_{vg}^{MAX}). Этап «дообучения» при фиксированном состоянии ИНС «R+D». 8 обучающих выборок. Из них 3 на сухой ВПП (dry), 4 - уплотненный снег (compacted snow) и 1 - слякоть (slush)

Полученные в данной работе результаты потребовали около 200 циклов обучения на каждый образец данных (при обработке 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. 4. Результаты контрольного моделирования в сопоставлении с эмпирическими данными, а также с результатами при априорно назначенных значениях параметров μ_{R+D} и μ_{vg}^{MAX} , показаны на рис. 6. Априорно назначались $\mu_{R+D}=0.3$ и $\mu_{vg}^{MAX}=\mu$.

Результаты идентификации необходимо уточнить по дополнительным образцам экспериментальных данных, полученным при достаточно широком диапазоне весов самолета. Для чистой ВПП определена (рис. 4) существенная зависимость μ_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 $\mu_R(\delta/r, V)$ и $\mu_{R+D}(\delta/r, V)$ на рис. 4. После накопления достоверных результатов идентификации коэффициента μ_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 $\mu_{vg}^{MAX}(V)$ на уплотненном снегу (понижение сцепления на малых скоростях) также требует дополнительного анализа и уточнения. Анализ полученной для слякоти зависимости $\mu_{vg}^{MAX}(V)$ в сопоставлении с рекомендуемой для этих условий расчетной формулой

$$\mu_{vg}^{MAX}(V) = -0.0632(V/100)^3 + 0.2683(V/100)^2 - 0.4321(V/100) + 0.3485.$$

из NPA-14 (V – скорость в узлах) показывает, что идентифицированные фактические параметры Бе-200 имеют схожее поведение, однако хуже расчетных (см. рис.5). 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

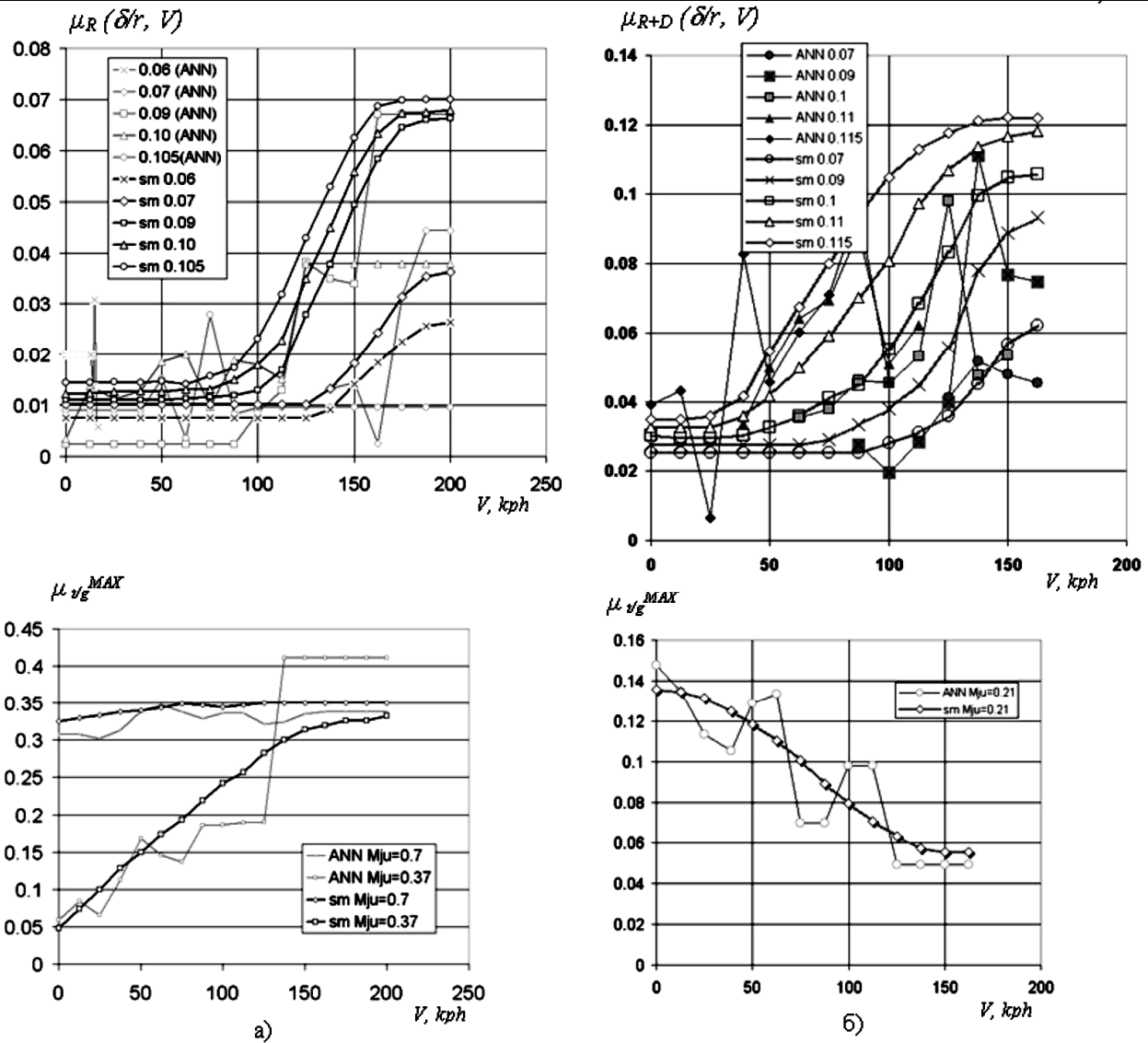


Рис. 4. Результаты оценки расчетных параметров. "ANN" – зондирование ИНС, "sm" – сглаженные вручную характеристики: слева - сухая ВПП и уплотненный снег; справа - ВПП покрыта слякотью

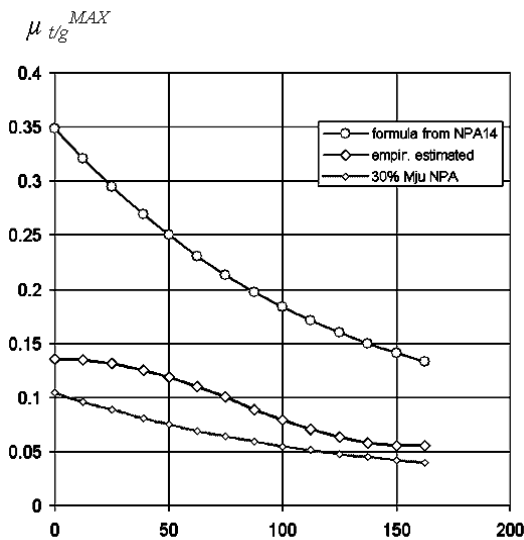


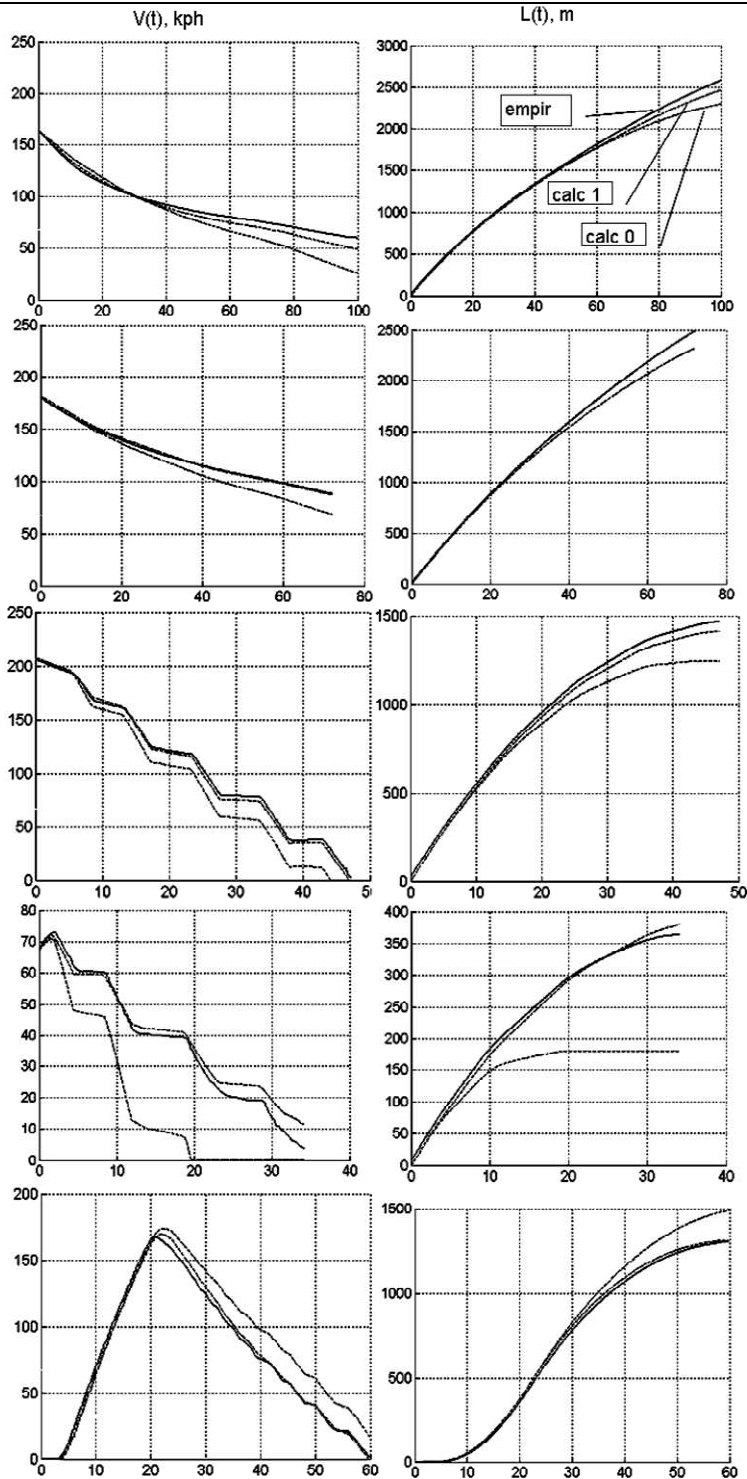
Рис. 5. Полученная для условий слякоти зависимость $\mu_{v/g}^{MAX}(V)$ в сопоставлении с рекомендуемой для этих условий в NPA-14

характеристика оказывается почти в полтора раза лучше рекомендуемой (на Бе-200 установлен антиюз импульсного типа, - рекомендуемый поправочный коэффициент равен 0.3).

Необходимо совершенствование алгоритма программы и методики ее применения, чтобы минимизировать вероятность получения ошибочных результатов и уменьшить потребность в экспертном контроле процесса обработки.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. JAA NPA. No 14/2004 on certification specifications for large aeroplanes (CS-25) Operation on Contaminated Runways.
2. А. Я . Бондарец, О.Д. Крееренко Использование нейросети для идентификации параметров матмодели самолета по данным из летных экспериментов //Сборник докладов международной научно-технической конференции «НОВЫЕ РУБЕЖИ АВИАЦИОННОЙ НАУКИ» ASTEC'07, М., 2007 г.
3. Giampetro Campa & Mario Luca Fravolini, «Adaptive Neural Network Library», Version 3.1 (Matlab R11.1 through R13) , West Virginia University, Jul 2003.



Сухая ИВПШ $\mu \geq 0.5$.
 Конфигурация самолёта
 посадочная $\delta_{пр}/\delta_{з}=20/38^\circ$
 Пробежка без использования
 тормозов колёс, с выпущенными
 на 40° тормозными щитками и
 интерцепторами.
 $V_{пут}=165 \rightarrow 60 \text{ км/ч}$

Сухая ИВПШ $\mu \geq 0.5$.
 Конфигурация самолёта
 посадочная $\delta_{пр}/\delta_{з}=20/38^\circ$
 Пробежка без использования
 тормозов колёс, с убранными
 тормозными щитками и
 интерцепторами.
 $V_{пут}=180 \rightarrow 90 \text{ км/ч}$

Сухая ИВПШ $\mu \geq 0.5$.
 Конфигурация самолёта
 посадочная $\delta_{пр}/\delta_{з}=20/38^\circ$
 Пробежка с импульсным
 торможением колёс, с
 убранными тормозными
 щитками и интерцепторами.
 $V_{пут}=190 \rightarrow 0 \text{ км/ч}$

ИВПШ покрытия уплотнённым
 снегом с $\mu=0.37$. Конфигурация
 самолёта посадочная
 $\delta_{пр}/\delta_{з}=20/38^\circ$ Пробежка с
 импульсным торможением
 колёс, с убранными тормозными
 щитками и интерцепторами.
 $V_{пут}=70 \rightarrow 0 \text{ км/ч}$

Слой slicky толщиной $10 \div 25$
 мм и плотностью $0.7 \div 0.75 \text{ г/см}^3$
 $\mu=0.21$. Конфигурация самолёта
 посадочная. Скоростная
 пробежка до скорости 160 км/ч ,
 импульсное торможение с
 выпущенными на 40°
 тормозными щитками и
 интерцепторами.

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)

Материал поступил в редакцию 27.10.08

BONDARETS A.YA., KREERENKO O.D. The neural networks application for estimation of wheels braking actual parameters for an airplane on the runway covered with precipitations

The experience of neural network application for determination of airplane's wheels drag actual coefficient on the runway covered with precipitations is introduced. DCSL (Dynamic Cell Structure) neural network from "Adaptive Neural Network Library" was selected as a tool of identification. The task is solved in Matlab Simulink environment. The programm includes math model of aircraft motion along runway. Available aerodynamic and altitude-airspeed performances of engines are used. Runway surface gradients (slopes), which correspond to the experimental data, are taken into account. The data from airplane runs during flight tests in actual conditions are used to create a samples for neural networks training. The obtained by identification wheels drag parameters (braking, rolling resistance and contamination drag) and the convergence between the results received in test modeling and the experimental data are shown.